

TESIS DOCTORAL



**EL DILEMA DEL ENFOQUE AGREGADO
VS. DESAGREGADO EN LAS
PREDICCIONES A CORTO PLAZO DEL
TRÁFICO AÉREO DE PASAJEROS:
APLICACIÓN A LA RED
AEROPORTUARIA ESPAÑOLA**

MARIO ÁNGEL FLORES PÉREZ

2017

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID

**Facultad de Ciencias Económicas y
Empresariales**

**Programa de Doctorado en Economía de la
Empresa**

Tesis Doctoral

**EL DILEMA DEL ENFOQUE AGREGADO VS.
DESAGREGADO EN LAS PREDICCIONES A
CORTO PLAZO DEL TRÁFICO AÉREO DE
PASAJEROS: APLICACIÓN A LA RED
AEROPORTUARIA ESPAÑOLA**

Presentada por:

Mario Ángel Flores Pérez

Dirigida por:

Ana M. López García

Juan I. Sánchez Gutiérrez

Junio 2017

Agradecimientos

Quiero agradecer primeramente a mis directores de tesis, a la Dra. Ana María López García, Decana de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad Autónoma de Madrid y al Dr. Juan Ignacio Sánchez Gutiérrez, ya que sin su invaluable asistencia, coordinación y supervisión este trabajo no hubiera podido haberse completado. Tienen mi gratitud y reconocimiento por su dedicación y paciencia durante todo el desarrollo de esta investigación.

También quiero dar las gracias a todos los profesores del Instituto de Predicción Económica “Lawrence R. Klein” de la Universidad Autónoma de Madrid, que durante mi estancia como alumno de doctorado y becario de investigación, me transmitieron su conocimiento y me apoyaron de una u otra forma para completar mis estudios.

Por último, quiero agradecer a mi familia, en especial a mis padres por su ayuda y apoyo incondicional en todas las etapas de mi vida.

ÍNDICE

Índice.....	i
Resumen.....	iii
1. Introducción.....	4
2. Análisis del tráfico aéreo de pasajeros en los aeropuertos españoles	8
2.1. Factores explicativos de la demanda de transporte aéreo	8
2.2. El transporte aéreo y el sistema aeroportuario español	13
2.2.1. Análisis del tráfico aéreo nacional de pasajeros	25
2.2.2. Análisis del tráfico aéreo internacional de pasajeros	29
2.3. El transporte aéreo y su impacto económico.....	35
3. Modelos y técnicas aplicadas a la predicción del tráfico aéreo.....	53
3.1. Marco metodológico	53
3.1.1. Metodología Box-Jenkins.....	56
3.1.2. Análisis de intervención y función de transferencia	63
3.2. Combinación de pronósticos	70
3.3. Revisión de la literatura	72
3.3.1. Modelos de series temporales	73
3.3.2. Modelos econométricos	78
3.3.3. Análisis de intervención y riesgo en la previsión.....	85
3.3.4. Competencia entre modelos y combinación de pronósticos.....	87
3.3.5. Desagregación de datos y precisión del pronóstico.....	90
3.3.6. Conclusiones sobre la literatura empírica	93
4. Predicciones del tráfico aéreo de pasajeros en España	95
4.1. Consideraciones sobre la base de datos.....	95
4.2. Modelos de predicción.....	107
4.2.1. Predicción agregada	108
4.2.2. Predicción desagregada por aeropuerto y agregación total: <i>bottom-up</i>	114
4.2.3. Análisis de resultados	115
4.2.4. Revisión de la predicción	127
4.2.5. Variantes en la predicción: combinación de modelos	130
4.2.6. Distribución por aeropuertos del modelo agregado: <i>top down</i> y comparativa	134
4.2.7. Predicción por aeropuerto a través de un indicador específico regional	136
4.2.8. Pronóstico <i>ex-ante</i> de las series de pasajeros comerciales	139
5. Conclusiones.....	145

6. Bibliografía	150
7. Anexos	163
7.1.....	163
7.2.....	165
7.3.....	167
7.4.....	188
7.5.....	204
7.6.....	205



RESUMEN

El tráfico aéreo de pasajeros es una de las principales magnitudes de actividad económica de un país, especialmente relevante en España, destino turístico internacional de primera magnitud. En este trabajo de investigación se realizan predicciones del tráfico aéreo de pasajeros comerciales para el total de la red de aeropuertos españoles, a partir de la evolución mensual disponible en AENA, con modelos de series temporales tipo SARIMAX y empleando como variables exógenas un indicador sintético de actividad (ISA) y la aportación del turismo al PIB español (PIB_TUR). Se examina si, y en qué medida, el poder predictivo del tráfico aeroportuario de pasajeros en España, en términos agregados, puede ser mejorado mediante el uso de información más detallada e individualizada, a través de un enfoque desagregado (procedente de la suma de las predicciones realizadas para los diferentes aeropuertos regionales). Para medir el desempeño de los diferentes modelos se emplean diferentes medidas de evaluación a través de los errores con la finalidad de comprobar la fiabilidad y precisión de los resultados obtenidos.

Adicionalmente, también se experimenta con la combinación de los pronósticos generados a partir de los modelos individuales –tanto dentro del enfoque agregado como en el desagregado- para investigar de esta forma si los pronósticos combinados que resultan son más precisos que sus contrapartes individuales. Por último, y debido a la incertidumbre presente en los pronósticos de cualquier variable de tipo económico, y en particular de la serie de pasajeros aéreos, se provee no sólo de un valor central de previsión para la serie, sino que también se elabora un tipo de gráfico especial llamado de abanico o *fan chart* para los pronósticos fuera de la muestra (ex-ante), en los que se visualizan los rangos de valores probables que puede tomar la variable en el año 2017 en los diferentes modelos agregados planteados.

1. Introducción

El presente trabajo de investigación se centra en la elaboración de pronósticos alternativos del tráfico aéreo de pasajeros en España. Su principal objetivo es evaluar el desempeño y la precisión de los pronósticos en el corto plazo de las series de pasajeros comerciales de la red de aeropuertos españoles a través de dos enfoques de aproximación: agregado (*top-down*) vs. desagregado (*bottom-up*). Dentro de la literatura econométrica, tanto teórica como empírica, el dilema ha estado presente permanentemente. Se cuestiona si pronosticar los componentes de manera individual para posteriormente agregarlos es más o menos preciso que predecir directamente el agregado total de la variable a estudiar (para después distribuir los resultados).

El interés de analizar el tráfico aéreo de pasajeros reside en que es una de las principales variables de actividad económica de un país. En España, además, adquiere especial relevancia ya que es un país calificado como destino turístico internacional de primer orden, concretamente el tercero, tanto por el número de llegadas de turistas internacionales como de ingresos por turismo (UNWTO, 2016), y primer país del mundo en el *Travel and Tourism Competitiveness Index* (WEF, 2017).

Más allá de la justificación basada en su aportación directa a la producción interior del país y al empleo (y los impactos indirectos e inducidos), el transporte aéreo de pasajeros, por su condición de sector intermedio, resulta determinante en el desarrollo de muy diversas ramas de actividad (WTTC, 2017), destacando las relacionadas con el turismo: por motivo de ocio y vacaciones, de negocios, compras o cualquier otra razón que motive¹ un desplazamiento interurbano de personas fuera de su entorno habitual² por un período de tiempo consecutivo inferior a un año.

La estimación de los tráficos futuros de pasajeros en el conjunto de aeropuertos del país (enfoque agregado) constituye, en consecuencia, un ejercicio fundamental de predicción económica desde la perspectiva de la evolución coyuntural de la economía. También lo es en clave estructural, con la intención de conocer el grado de consolidación del liderazgo turístico del país.

Si bien es cierto que el tráfico aéreo tiene una correlación significativa con la actividad económica en su conjunto medida a través del Producto Interior Bruto (PIB), el número de pasajeros transportados en España se ha incrementado de manera significativa entre los años 2004 y 2016, información histórica más reciente. Durante este periodo de tiempo el tráfico aéreo de pasajeros comerciales creció de 164,1 millones hasta los 229,4 millones (+39,8), que

¹ Las Notas Metodológicas de la Organización Mundial del Turismo, conforme a las recomendaciones internacionales aprobadas por Naciones Unidas, identifican los siguientes motivos de viaje: vacaciones, recreo y ocio; negocios y motivos profesionales; visitas a familiares y amigos; educación y formación; salud y atención médica; religión/peregrinaciones; compras; tránsito y otros motivos personales (UNWTO, 2013).

² Entorno habitual entendido como la “zona geográfica (aunque no necesariamente contigua) en la que una persona realiza sus actividades cotidianas habituales” (UNWTO, 2013).

equivale a una tasa de crecimiento compuesta anual del 2,8%. Mientras que el PIB español medido en precios constantes creció levemente en ese mismo periodo al pasar de 988,603 mil millones de euros a 1.104,695 mil millones (+11,7), o una tasa de crecimiento compuesta anual igual al 0,9%.³

La predicción del tráfico aéreo de pasajeros resulta también relevante para las autoridades del sector del transporte, ya que conocer la trayectoria futura de esta magnitud permite a éstas ampliar, modernizar y adaptar las infraestructuras a los requerimientos futuros y posibilitar, de esta forma, a las compañías aéreas satisfacer la demanda de transporte esperada. De hecho, unas predicciones fiables de tráfico aéreo de pasajeros conforman un componente integral para la planificación a corto y a largo plazo y para las decisiones a adoptar en el desarrollo de las infraestructuras aeroportuarias y redes de vuelo (Tsui et al, 2014). Las previsiones a corto plazo para la demanda serán muy útiles para la toma de decisiones en las operaciones inmediatas del aeropuerto, así como las previsiones a largo plazo se pueden utilizar para la planificación estratégica y las inversiones de mayor envergadura (Priyadarshana et al, 2015).

La tipología de información disponible, cualitativa o cuantitativa, en el proceso de predicción económica condiciona la selección de las técnicas o modelos más apropiados. En el caso de las series temporales de tráfico aéreo de pasajeros su periodicidad (mensual) determina a priori la orientación hacia técnicas/modelos de predicción aplicadas a datos de alta frecuencia, que se utilizan en un horizonte de predicción de corto plazo, es decir, proyecciones inferiores a un año. De todas las posibilidades, se recurre a la modelización ARIMA⁴ y sus variantes. En concordancia con otros trabajos (por ejemplo, Tsui et al, 2014), se plantea una mejora en la modelización consistente en incorporar a la especificación de un modelo ARIMA una variable explicativa externa (función de transferencia), modelo que se conoce como SARIMAX cuando se aplica a series con estacionalidad.

Se propone por tanto, utilizar modelos del tipo SARIMAX para la modelización y previsión del tráfico aéreo de pasajeros comerciales, que combinan la modelización ARIMA con una variable explicativa externa. Dado que el transporte aéreo está fuertemente ligado con la actividad económica, y se caracteriza por alternar periodos expansivos con fases de caída propios de los ciclos económicos, las series modelizadas también deberán reproducir dichos componentes cíclicos, así como la estacionalidad. Para realizar el análisis se plantea utilizar como variable exógena por un lado una serie temporal que reproduzca la actividad económica en su conjunto, en particular el Indicador Sintético de Actividad (ISA), de periodicidad mensual, elaborado por el Ministerio de Economía y Competitividad, y que reproduce con bastante exactitud las fases cíclicas del PIB. También se plantea como alternativa otro tipo modelo SARIMAX que emplea como variable exógena una versión mensualizada del PIB Turístico construido a partir de las cifras anuales de la aportación del turismo al PIB, dada la vinculación estrecha de la actividad turística con la demanda de transporte aéreo.

³ Fuente de datos del PIB de España: International Monetary Fund (IMF), World Economic Outlook Database, October 2016.

⁴ Precisamente, una primera aportación de los modelos ARIMA para el pronóstico del tráfico aéreo de pasajeros fue realizado por Box y Jenkins (1976) aplicado a una serie mensual (periodo 1949-1960) de pasajeros internacionales en el aeropuerto de San Francisco



Muy frecuentemente las series temporales están afectadas por acontecimientos puntuales de carácter externo; por lo tanto, el análisis empleado también incorpora a la modelización dichos eventos extraordinarios mediante el procedimiento de análisis de intervención.

Adicionalmente, también se experimenta con la combinación de los pronósticos generados a partir de los modelos individuales –tanto dentro del enfoque agregado como en el desagregado- para investigar de esta forma si los pronósticos combinados que resultan son más precisos que sus contrapartes individuales. Para realizar este ejercicio se emplean tres técnicas de combinación: una mediante el promedio simple y otra a través del esquema de ponderación ideado inicialmente por Bates y Granger (1969) y una adaptación de éste último para obtener pesos específicos por mes. La combinación de modelos ha experimentado en años recientes un auge dentro de la literatura sobre pronósticos, ya que se considera como un instrumento para mejorar el desempeño de los pronósticos, y controlar, de esta forma, la incertidumbre al no depender exclusivamente de los resultados vertidos por un solo modelo.

Por lo tanto, las contribuciones que esta investigación aporta a la literatura existente son:

- Al contrastar las dos aproximaciones (agregado vs. desagregado) se cuenta con estimaciones individuales por aeropuerto y no sólo del agregado. En la literatura empírica sobre pronósticos del tráfico aéreo abundan estudios sobre un aeropuerto en particular, una región específica o sobre la demanda total agregada de un país, pero no sobre todos los aeropuertos existentes en el conjunto de un territorio, existen pocos estudios en este sentido.
- Se aplica la combinación de pronósticos al tráfico aéreo de pasajeros en España, tanto en la parte agregada como en los modelos individuales por aeropuerto, y se examina si las conclusiones e hipótesis encontradas en otros estudios, en cuanto a la mejora de los pronósticos al utilizar esta técnica, siguen siendo válidas en este sentido y para este caso en particular.
- Dada la incertidumbre presente en los pronósticos de cualquier variable de tipo económico, y en particular de la serie de pasajeros aéreos, se provee no sólo de un valor central de previsión para la serie, sino que también se elabora un tipo de gráfico especial llamado de abanico o *fan chart* para los pronósticos fuera de la muestra (ex – ante), en los que se visualizan los rangos de valores probables que puede tomar la variable en el año 2017 en los diferentes modelos agregados planteados.

La presente investigación está estructurada y se divide de la siguiente manera:

El Capítulo 2º, titulado Análisis del tráfico aéreo de pasajeros en los aeropuertos españoles, comienza planteando los factores teóricos de carácter general que explican la demanda de transporte aéreo en una determinada región o territorio, para posteriormente establecer la presencia de dichos elementos en los principales aeropuertos españoles en el tráfico nacional e internacional de pasajeros. Posteriormente se realiza un análisis sobre la situación de los aeropuertos españoles en relación al tráfico que manejan (total, nacional e internacional), y



pone en perspectiva la posición relativa de cada uno de ellos dentro de la red. Por último, dentro de este capítulo se aborda el impacto económico del sector aéreo dentro de la economía en su conjunto y su estrecha e indisociable vinculación con la actividad turística.

El Capítulo 3º hace una revisión al marco metodológico general aplicado, haciendo énfasis en la conocida metodología de Box-Jenkins o Modelos ARIMA para la modelización de series temporales. También se hace un repaso teórico a los modelos de función de transferencia y al análisis de intervención. Como se mencionó, las series temporales en general y las de tráfico aéreo en particular, se ven afectadas a lo largo de la historia por diferentes eventos de carácter extraordinario, que siempre conviene incorporar a la hora de la modelización. Por último, en este capítulo también se hace una revisión de la literatura existente en cuanto las diferentes técnicas y modelos aplicados en particular a la predicción del tráfico aéreo, tanto en los trabajos que hacen uso de modelos de series temporales, así como en los que emplean modelos econométricos de tipo casual. También se identifican otros trabajos que han incorporado y analizado la competencia y/o la combinación entre modelos para mejorar las predicciones realizadas, con la finalidad de disponer de una visión suficientemente amplia del estado de la cuestión.

Finalmente, en el Capítulo 4º se realizan las estimaciones y pronósticos del tráfico aéreo de pasajeros bajo los dos enfoques propuestos, agregado y desagregado, así como de los modelos combinados, y se comparan los resultados obtenidos. En cuanto a los modelos SARIMAX en su vertiente desagregada, se experimenta con una modelización particular que utiliza como variable exógena un indicador específico de carácter regional. En concreto se plantea un modelo SARIMAX para el aeropuerto de Madrid que incorpora como variable explicativa al PIB mensual de la Comunidad de Madrid con el objetivo de ver si de esta forma se mejoran los resultados de la previsión en comparación con los modelos por aeropuerto que emplean las variables comunes de tipo general mencionadas anteriormente (ISA y PIB_TUR). Por último, se realizan pronósticos fuera de la muestra (ex –ante) para los modelos agregados y desagregados, y se proporcionan unos gráficos de abanico (*fan chart*) con valores probables a futuro para la serie de pasajeros en su vertiente agregada para el año 2017.

2. Análisis del tráfico aéreo de pasajeros en los aeropuertos españoles

En este capítulo se pretende describir y analizar la situación y evolución reciente del transporte aéreo en España, haciendo especial énfasis en los distintos aeropuertos del país, en su desigual importancia en el tráfico de pasajeros de la red aeroportuaria nacional. Para ello, se comienza planteando los factores que, teóricamente, explican la demanda de transporte aéreo, para, posteriormente, identificar en el caso español la presencia de tales factores en los principales aeropuertos en el tráfico nacional e internacional de pasajeros. Con la última parte del presente capítulo, se pretende señalar la importancia estratégica que el transporte aéreo tiene para la economía del país.

2.1. Factores explicativos de la demanda de transporte aéreo

El modo de transporte aéreo de pasajeros, al permitir una movilidad de larga distancia, en un tiempo y a un precio relativamente reducidos, está íntimamente relacionado con el sector turismo, entendiéndose por tal la agrupación de unidades de producción de distintos sectores que producen bienes y servicios para el consumo por parte de visitantes, personas que responden a la circunstancia de viajar a un destino diferente de su entorno habitual⁵, por un período de tiempo consecutivo inferior a un año, con cualquier finalidad principal⁶, siempre que ésta no consista en ser empleado por una entidad residente en el país o lugar visitado (UNWTO, 2013). El visitante es considerado turista, cuando realiza al menos una pernoctación en destino, y excursionista o visitante de día, cuando no pernocta.

Aparte de los visitantes, conforme se han definido, y por tanto al margen del ámbito turístico, hay otros tipos de viajeros. La condición de viajero es la de toda aquella persona que se desplaza entre dos lugares geográficos distintos por cualquier motivo y duración (UNWTO, 2013). Se trata, conforme ilustra la Figura 2.1, de personas que ejercen una actividad remunerada en el lugar de destino, caso de trabajadores fronterizos, inmigrantes temporales o permanentes, así como también de pasajeros en tránsito en instalaciones aeroportuarias, miembros de las fuerzas armadas, miembros del cuerpo diplomático, nómadas y refugiados (Sancho et al., 2001).

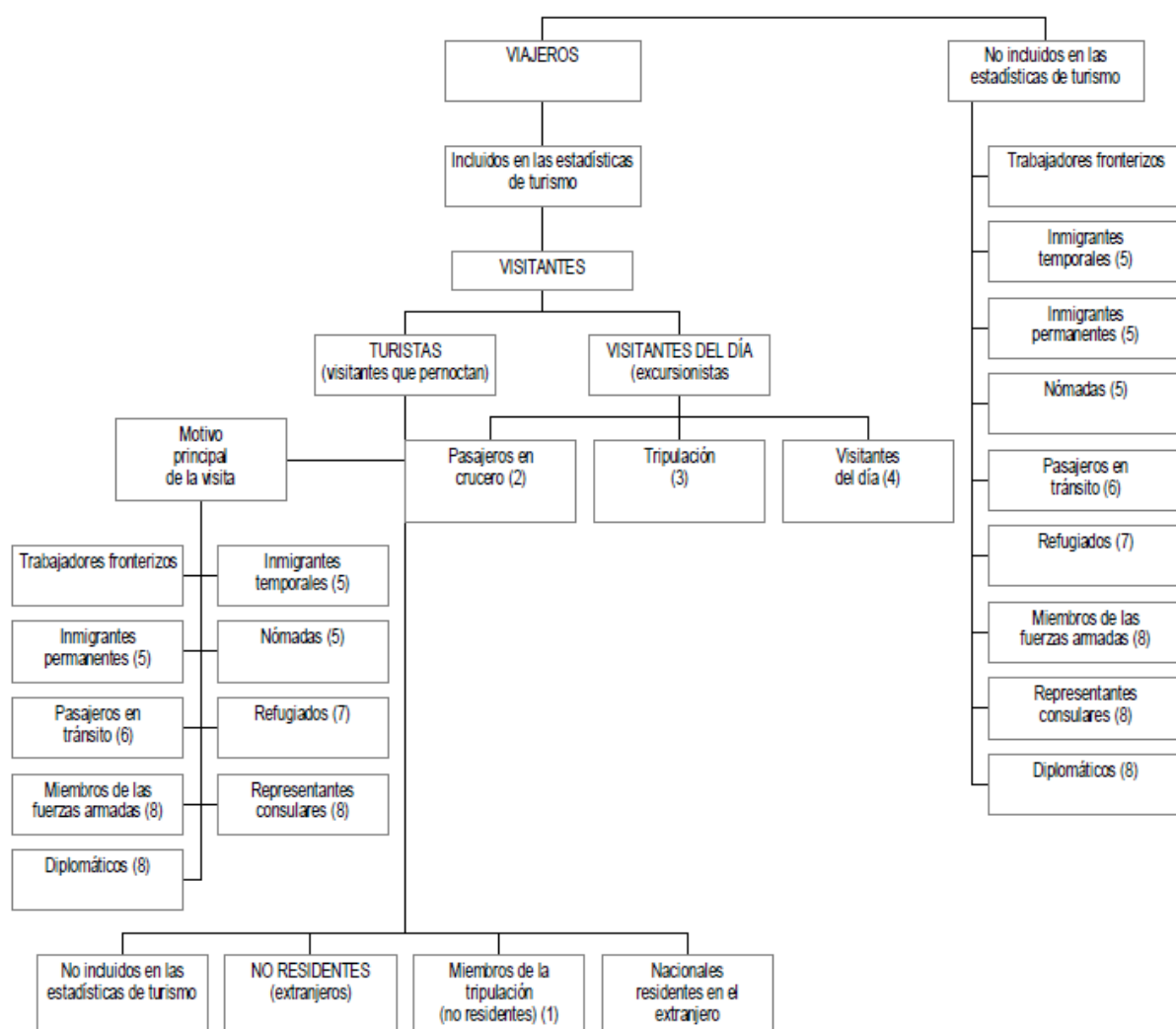
⁵ Zona geográfica (aunque no necesariamente contigua) en la que una persona realiza sus actividades cotidianas habituales (UNWTO, 2013).

⁶ Las Notas Metodológicas de la Organización Mundial del Turismo, conforme a las recomendaciones internacionales aprobadas por Naciones Unidas, identifican los siguientes motivos de viaje: vacaciones, recreo y ocio; negocios y motivos profesionales; visitas a familiares y amigos; educación y formación; salud y atención médica; religión/peregrinaciones; compras; tránsito y otros motivos personales (UNWTO, 2013).



Se comprende que son, todos ellos, colectivos de viajeros menos representativos en volumen que los visitantes. Así, los usuarios del transporte aéreo, por tanto, responden en su mayoría al perfil de “visitante”, agente protagonista del sector turístico desde la óptica de la demanda.

Figura 2.1 Clasificación general de viajeros: visitantes vs. otros viajeros ajenos al turismo



1. Tripulación de barcos o aviones extranjeros en reparación o que hacen escala en el país y que utilizan los medios de alojamiento del país.
2. Personas que llegan a un país a bordo de un buque de crucero (tal como lo define la Organización Marítima Internacional (OMI 1965) y que están alojados a bordo, aunque desembarquen para realizar visitas de uno o más días de duración.
3. Tripulación que no es residente del país visitado y que permanece en él durante el día.
4. Visitantes que llegan y salen el mismo día por motivos de ocio, recreo y vacaciones; visitas a parientes y amigos; negocios y motivos profesionales; tratamientos de salud; religión/peregrinaciones u otros motivos, incluido el tránsito de los visitantes del día que van y vuelven a sus países de destino.
5. Según ha sido definido por las Naciones Unidas en las Recomendaciones sobre Estadísticas de Migraciones Internacionales, 1980.
6. Que no abandonan el área de tránsito del aeropuerto o del puerto, incluido el traslado entre aeropuertos o puertos.
7. Según ha sido definido por el Alto Comisionado para los Refugiados, 1967.
8. Cuando se desplazan de sus países de origen hacia países donde están en funciones e inversamente (incluidos los sirvientes y las personas a cargo que acompañan al titular o se reúnen con él).

Fuente: Sancho et al., 2001.



Las propiedades del transporte aéreo lo han consolidado como el medio de transporte favorito por los visitantes para alcanzar su destino final. En algunos países el transporte aéreo es la principal vía de llegada utilizada por los visitantes y, en ciertos casos, hasta el 100% de las llegadas se realizan por este medio (Bieger y Wittmer, 2006).

La relación existente entre el transporte aéreo y el turismo ha sido objeto de discusión. Diversos estudios han demostrado que existe una relación positiva entre el transporte aéreo y el turismo (Chew, 1987; Hall, 1991; Inskep, 1991). Sin embargo, se conoce menos sobre esta misma vinculación a la inversa entre el turismo y el transporte aéreo.

El transporte aéreo, como todo modo de transporte empleado en estas circunstancias, actúa de servicio intermedio que hace posible el desplazamiento del visitante al destino. Se entiende, por ello, el transporte aéreo de pasajeros como sector de actividad indisociable del sector turismo, comprendiendo la demanda de transporte como una demanda derivada del turismo. En esta línea, Freyer (1991) pone de manifiesto que el transporte aéreo es un medio de transporte más para trasladar a los visitantes de su lugar de origen a su destino final y que el crecimiento del transporte aéreo es dependiente del incremento de la actividad turística.

Más recientemente, Bieger y Wittmer (2006) encuentran que la relación existente entre el turismo y el transporte aéreo es más compleja de lo que parece y va más allá de considerar a este último simplemente como un medio de transporte más. Por el contrario, lo que existe realmente es una interacción entre estos dos elementos en ambas direcciones: la actividad turística actúa de detonador para la aparición de nuevos servicios de transporte aéreo, pero también las aerolíneas pueden ayudar a abrir nuevas rutas, con las que explorar e impulsar nuevos mercados turísticos, impulsando el flujo de visitantes hacia destinos poco frecuentados, con el objetivo de incrementar el tráfico y, con ello, sus propios ingresos. La introducción de aeronaves de largo radio ha permitido la potenciación de viajes de mayor alcance y sin escalas, ofreciendo una mayor cobertura geográfica. La aparición de las aerolíneas de bajo coste, basadas en una estrategia de negocio a partir de la oferta de precios más bajos, ha permitido el surgimiento de nuevos destinos turísticos y el impulso de nuevas infraestructuras aeroportuarias.

No obstante lo anterior, también cabe concebir el conjunto de modos de transporte empleados con esta finalidad como parte integrante de la propia industria turística, al proporcionar “productos característicos del turismo” en forma de servicios de transporte, tal y como recoge la metodología de la Cuenta Satélite del Turismo, ilustrada en la [Tabla 2.1](#).

Tabla 2.1 Productos característicos del turismo e industrias turísticas

Productos característicos	Industrias
1. Servicios de alojamiento para visitantes	1. Alojamiento para visitantes
2. Servicios de provisión de alimentos y bebidas	2. Actividades de provisión de alimentos y bebidas
3. Servicios de transporte de pasajeros por ferrocarril	3. Transporte de pasajeros por ferrocarril
4. Servicios de transporte de pasajeros por carretera	4. Transporte de pasajeros por carretera
5. Servicios de transporte de pasajeros por agua	5. Transporte de pasajeros por agua
6. Servicios de transporte aéreo de pasajeros	6. Transporte aéreo de pasajeros
7. Servicios de alquiler de equipos de transporte	7. Alquiler de equipos de transporte
8. Agencias de viajes y otros servicios de reservas	8. Actividades de agencias de viajes y de otros servicios de reservas
9. Servicios culturales	9. Actividades culturales
10. Servicios deportivos y recreativos	10. Actividades deportivas y recreativas
11. Bienes característicos del turismo, específicos de cada país	11. Comercio al por menor de bienes característicos del turismo, específicos de cada país
12. Servicios característicos del turismo, específicos de cada país	12. Otras actividades características del turismo, específicas de cada país

Fuente: UNWTO, Cuenta Satélite del Turismo: Recomendaciones sobre el marco conceptual, 2008.

De cualquier modo, el papel del transporte de pasajeros dentro del sector turístico es el de posibilitador del conjunto de actividades realizadas por el visitante en su destino. Por esta razón, la demanda de transporte aéreo es en gran medida derivada de la demanda de tales actividades turísticas relacionadas: alojamiento, restauración, ocio, cultura, comercio...

Por tanto, las llegadas de pasajeros a un determinado aeropuerto dependerán principalmente de factores de actividad económica relativos al sector turístico del entorno geográfico de dicho aeropuerto. Entre ellos, podrían destacarse las propias llegadas de visitantes, las pernoctaciones en establecimientos hoteleros, el gasto turístico, la población ocupada en turismo o el peso del turismo sobre el producto local o regional.

Las salidas de pasajeros desde un determinado aeropuerto, en cambio, vendrán esencialmente explicadas por factores demográficos, principalmente la población residente⁷ en el área de influencia del aeropuerto⁸, así como por la renta y el poder adquisitivo de la misma, variables

⁷ Junto con los visitantes que regresan a su lugar de origen.

⁸ Por Área de influencia terrestre (*Catchment Area*) se entiende la extensión geográfica cuya población es potencial usuaria del aeropuerto, conforme a su proximidad al mismo. Distintos estudios la acotan



habituales en los modelos gravitacionales empleados en el análisis de la generación de viajes, caso del estudio de Grosche et al. (2007), precisamente en relación con el tráfico aéreo. La renta es la variable más habitual entre las consideradas en la decisión de viajar, aunque también son referidas en la literatura, entre otras, la edad, el nivel educativo, el estado civil o la situación laboral (Losada et al, 2015).

En ambos casos, tanto en las llegadas como en las salidas de visitantes por vía aérea, el tráfico internacional de pasajeros en un aeropuerto va a depender, asimismo, de su situación estratégica en el espacio aéreo regional⁹ e internacional, como centro de conexión y distribución de vuelos (*hub*). Ello también explica, en consecuencia, la importancia de un aeropuerto en función de las decisiones estratégicas de las compañías aéreas que operan en el mismo, así como de la disponibilidad de rutas de conexión con el resto del sistema aeroportuario nacional, regional e internacional.

2.2. El transporte aéreo y el sistema aeroportuario español

En España, AENA, S.A. (antes AENA Aeropuertos, S.A.) es la sociedad mercantil estatal que gestiona los 46 aeropuertos y 2 helipuertos nacionales (ver Figura 2.2) y participa directa o indirectamente en la gestión de otros 16 aeropuertos alrededor del mundo. Desde el 11 de febrero de 2015, AENA cotiza en Bolsa y el 49% de su capital se encuentra en manos privadas, mientras que el 51% restante está administrado por el Estado, a través de la entidad pública empresarial ENAIRE.

inicialmente en tiempos máximos de desplazamiento al aeropuerto de hasta 60, 90 e incluso 120 minutos (Grosche et al, 2007; Lieshout, 2012).

⁹ ICAO, International Civil Aviation Organization, organismo especializado de Naciones Unidas que administra y vela por el cumplimiento del Convenio de Chicago sobre Aviación Civil Internacional, organiza el espacio aéreo mundial en nueve grandes áreas regionales de información de vuelo: PAC (Pacific), NAM (North America), CAR (Central America), SAM (South America), NAT (North Atlantic), EUR (Europe), AFI (Africa), MID (Middle East), ASIA (Asia).

Figura 2.2 Mapa de los aeropuertos españoles de AENA

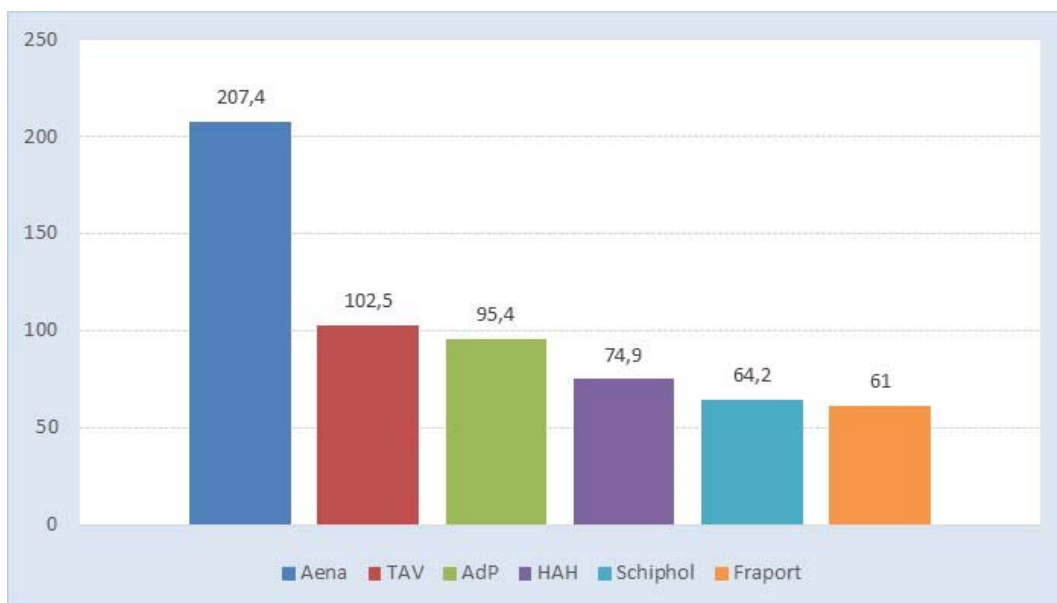


Fuente: AENA [extraído de su sitio web: www.aena.es], (...) Código IATA del aeropuerto.

En este sentido, la red de aeropuertos españoles, de gestión centralizada y conjunta, representa un caso un tanto particular a nivel mundial entre los principales mercados aéreos internacionales, ya que una sola entidad administra todas las instalaciones aeroportuarias del país, adoptando las decisiones relativas a la inversión en la red, las fuentes de financiación, los slots aeroportuarios, etc. (Bel y Fageda, 2011). Existen otros sistemas aeroportuarios nacionales en Europa de gestión centralizada: Estonia, Finlandia, Lituania, Letonia, Eslovaquia, Portugal, Rumanía, Polonia. Sin embargo, a comparación de España, se trata de mercados aéreos de mucha menor dimensión, con un solo aeropuerto grande o mediano (Bel y Fageda, 2011).

De acuerdo con estos mismos autores, la gestión centralizada de aeropuertos cuenta con pocos apoyos dentro de la literatura académica, por suponer una restricción a la libre competencia. No obstante, entre los argumentos favorables a este tipo de gestión puede señalarse, que debido a la escasa diferenciación del tipo de producto que ofrecen, la presencia de competencia no es necesaria y que, además, este tipo de administración ayudaría a contar con economías de escala y a evitar el riesgo de inversión insuficiente, por ejemplo, en aeropuertos deficitarios, invocando un principio de solidaridad entre aeropuertos (Bel y Fageda, 2009)

Gráfico 2.1 Principales operadores en el mundo (millones de pasajeros)



Fuente: Aena, datos publicados por compañías. TAV: TAV Airports; AdP: Aéroports de Paris, incluye únicamente los aeropuertos de París; HAH: Heathrow Airport Holding Ltd.; Schiphol: Schiphol Group; Fraport: incluye el aeropuerto de Frankfurt.

En el año 2016 se contabilizaron un total de 230,2 millones de pasajeros¹⁰ en el conjunto de la red de aeropuertos españoles, lo que significó un máximo histórico dentro de la serie al superar los 210,5 millones de pasajeros registrados en el año 2007. Esta cifra récord supuso, además, un incremento anual del 11%. La vinculación del crecimiento del tráfico al ciclo económico ha influido en la evolución de la serie durante el periodo (2004-2016), en el que se ha presentado un crecimiento medio acumulado alrededor del 2,8%.

A partir de la información estadística reunida por Eurostat, mediante los datos proporcionados por los Estados miembros¹¹, España es el tercer país por número de pasajeros transportados, sólo por detrás del Reino Unido y Alemania y superando a países de mayor dimensión demográfica y económica, como Francia e Italia. En el año 2015, el 13,5% de los pasajeros totales (en vuelos nacionales e internacionales) que pasaron por los aeropuertos de la UE-28 lo hicieron en aeropuertos españoles, mientras que Reino Unido y Alemania contabilizaron una participación del 18% y el 15% respectivamente y Francia e Italia del 11% y el 10% respectivamente.

¹⁰ Tráfico total: comercial + tránsito + otra clase de tráfico (OCT). Si solamente se considera el tráfico comercial, el número de pasajeros es de 229,4 millones.

¹¹ Eurostat: *Air passenger transport by reporting country, passengers carried*. En este caso, las estadísticas reportadas por Eurostat incluyen a todos los pasajeros de un vuelo determinado contabilizados una sola vez y no repetidamente en cada etapa del vuelo. Excluye a los pasajeros directos en tránsito. Por lo tanto, a diferencia de los datos mostrados y empleados en la presente investigación, la doble contabilidad queda excluida, por lo que únicamente quedan consideradas las declaraciones de salida. En el caso español los datos son proporcionados por la Dirección General de Aviación Civil del Ministerio de Fomento.

Gráfico 2.2 Movimiento de pasajeros en los aeropuertos españoles 2000-2016



Fuente: Elaboración propia, a partir de datos del Ministerio de Fomento, Aena. Tráfico total (comercial + transitos + OCT)

En cuanto a la situación de los aeropuertos españoles con respecto a sus pares europeos, el Aeropuerto Adolfo Suárez Madrid-Barajas se sitúa como el 6º aeropuerto más transitado de Europa en el año 2016, mientras que el de Barcelona se ubica en el 7º puesto.

Tabla 2.2 Aeropuertos europeos, ranking por número de pasajeros (2016)

Puesto	Código	Ciudad	Millones de pasajeros
1	LHR	Londres	75,71
2	CDG	París	65,94
3	AMS	Ámsterdam	63,17
4	FRA	Frankfurt	60,79
5	IST	Estambul	60,01
6	MAD	Madrid	50,40
7	BCN	Barcelona	44,13
8	LGW	Londres	43,14
9	MUC	Múnich	42,26
10	FCO	Roma	41,74

Fuente: Airports Council International (ACI, Europe)



La cuota de Madrid-Barajas y Barcelona-El Prat, representa conjuntamente el 41,2% del volumen de tráfico de pasajeros comerciales del país. Madrid participa con el 22,0% de los pasajeros comerciales y Barcelona con el 19,2%. Se trata de aeropuertos situados en los dos principales centros demográficos y de actividad económica del país, incluyendo dentro de su área de influencia los municipios de mayor renta per cápita del país. Conforme a la Estadística de los declarantes de IRPF por municipios (EDM) de la Agencia Tributaria¹², los veinte municipios con mayor renta per cápita pertenecen a la Comunidad de Madrid y la provincia de Barcelona¹³, en tanto que Madrid y Barcelona son, de entre las ciudades más grandes del país, las dos con mayor renta per cápita¹⁴ (Fedea, 2016). Se trata, con ello, de las áreas con mayor capacidad de generación de viajes en transporte aéreo del país. Asimismo, desde la perspectiva de los pasajeros llegados de otros aeropuertos, debe considerarse la condición de Barcelona y Madrid como destinos de turismo urbano, cultural y de negocios de primer nivel, a escala nacional e internacional. Por otro lado, la posición estratégica de *hubs* de ambos aeropuertos en la estrategia de conexión y distribución de vuelos nacionales e internacionales de las principales aerolíneas también explican su posición de liderazgo en el espacio aeroportuario del país. En el caso de Barcelona-El Prat también es determinante la proximidad a una de las principales áreas turísticas de litoral: la costa catalana, destacando Costa Brava y la Costa Dorada.

Además, existen otros 7 aeropuertos con un volumen de tráfico de pasajeros significativo de más de 6 millones en el año 2016: Palma de Mallorca, que superó los 26,3 millones; Málaga-Costa del Sol, con 16,7 millones; Alicante-Elche y Gran Canaria con más de 12 millones cada uno, Tenerife Sur con 10,5 millones, Ibiza con 7,4 millones y Lanzarote con 6,7 millones. Conjuntamente, representan otro 40% del tráfico de pasajeros en los aeropuertos del país. El elemento común a todos ellos, que los hace liderar el ranking de aeropuertos españoles en transporte de pasajeros, tras Madrid y Barcelona, es su situación en las principales zonas turísticas de litoral del país (Los archipiélagos Balear y Canario, Costa del Sol, Costa Blanca, Costa Cálida).

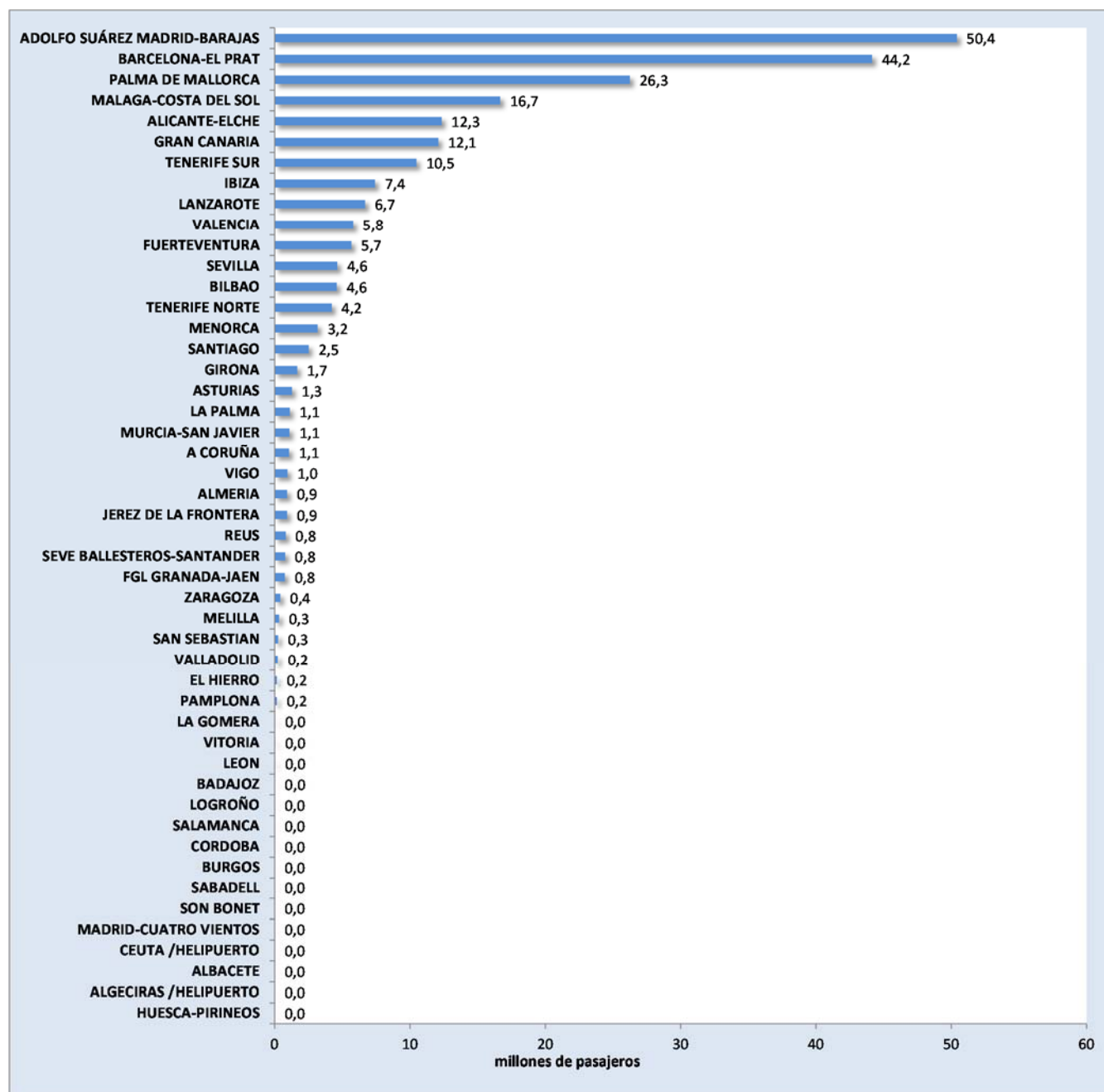
Existe, en consecuencia, una acusada concentración de los tráficos aéreos de pasajeros en un reducido número de infraestructuras aeroportuarias, como se puede observar en el [Gráfico 2.3](#).

¹² Que no incluye las comunidades forales de País Vasco y Navarra.

¹³ Pozuelo de Alarcón, Matadepera, Boadilla del Monte, Majadahonda, Las Rozas de Madrid, Sant Cugat del Vallés, Alcobendas, Cabrils, Torrelodones, Sant Vicenç de Montalt, Sant Just Desvern, Alella, Avinyonet del Penedés, Villanueva de la Cañada, Teià, Cabrera de Mar, San Agustín del Guadalix, Tres Cantos, Venturada (Información publicada por la Agencia Tributaria, 21 de julio de 2016).

¹⁴ Algunos distritos y barrios de Madrid (Distritos de Salamanca y Chamartín o barrios como El Viso, Piovera, Aravaca-Plantío, Recoletos, Mirasierra...) y Barcelona (Pedralbes, Les Tres Torres, Sarrià, Sant Gervasi, la Dreta de l'Eixample...) se encuentran también entre los espacios urbanos de mayor renta del país

Gráfico 2.3 *Ranking de aeropuertos españoles por movimiento de pasajeros (año 2016, millones)*



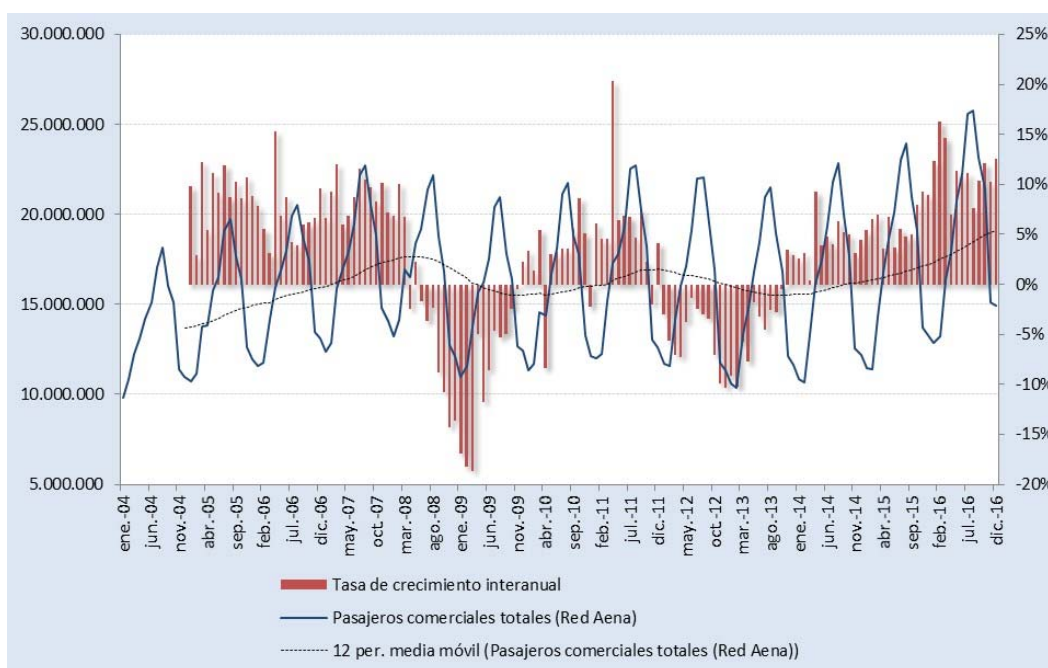
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena. Tráfico total (comercial + tránsito + OCT)

Tiene lugar, por tanto, un importante grado de diferenciación dentro la red aeroportuaria española, con aeropuertos, por un lado, que manejan un gran volumen de tráfico y se ubican entre los mayores de Europa y, por otro, pequeños aeropuertos que difícilmente llegan al millón de pasajeros anuales o inclusive instalaciones que sólo cuentan con unos miles de pasajeros al año. Por ejemplo, en el año 2016 se encuentran aeropuertos de tamaño medio que rebasan el millón de pasajeros anuales, como Girona, Asturias, La Palma, Murcia o A Coruña, o que

incluso lo superan, caso de Santiago, que movió 2,5 millones de pasajeros, frente a otros tantos, como Córdoba o Albacete, que sólo transportaron al año siete mil y mil pasajeros respectivamente¹⁵.

El comportamiento mensual del tráfico de pasajeros en la red de aeropuertos españoles presenta un fuerte componente estacional, tal y como se puede apreciar en el **Gráfico 2.4**. De manera general, esta pauta se presenta en casi todos los aeropuertos que componen la red, debido a la fuerte influencia del tráfico turístico vacacional en España. De esta forma, existe un considerable aumento de la actividad aeroportuaria durante los meses de verano. Este patrón es más acusado y afecta en mayor medida a los aeropuertos cuyo tráfico es más dependiente del sector turístico de litoral, como pueden ser los aeropuertos de las Islas Baleares y Canarias, así como los de Málaga – Costa del Sol y Alicante.¹⁶

Gráfico 2.4 Pasajeros comerciales totales (Red Aena, mensual)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

La evolución mensual interanual que se muestra en el **Gráfico 2.4** refleja el impacto negativo de la crisis económica en la evolución del tráfico aéreo de pasajeros durante los años 2008 y 2009 con descensos que superan en algunos meses el 15%, así como en los años 2011-2013 con caídas que superan el 10%. A partir de octubre de 2013 se vuelve a retomar la senda del crecimiento con incrementos medios en torno al 4% y acelerando los ritmos de crecimiento en los dos últimos años, de la mano de la recuperación económica externa e interna.

¹⁵ Si se incluyen solamente los pasajeros comerciales la cifra no llega a los pocos de cientos de pasajeros.

¹⁶ En los aeropuertos de Gran Canaria y Tenerife Sur, al contrario que en los demás aeropuertos mencionados, es en los meses de invierno donde se presenta el “pico” de actividad.

Estudiando el tráfico aéreo de pasajeros por segmentos –nacional e internacional- se observa una evolución distinta entre los tráficos internacionales y los tráficos nacionales, como se representa en la [Tabla 2.3](#) y en los [Gráfico 2.5](#) y [Gráfico 2.6](#).

De entre los 229,4 millones de pasajeros comerciales registrados en las operaciones de los aeropuertos españoles en 2016, alrededor de 161,8 millones de pasajeros se registraron en vuelos internacionales, lo que significó también un registro histórico dentro la serie, con un aumento del 12,0% frente a 2015. De esta forma, los pasajeros de vuelos internacionales representan alrededor del 70,5% de los pasajeros comerciales totales¹⁷, habiendo aumentado esta cuota en poco más de 10 puntos porcentuales en los últimos 6 años y registrando un crecimiento medio anual acumulado en el periodo del 5,8% durante este periodo.

Los pasajeros en vuelos nacionales sumaron casi 67,6 millones en 2016, un 8,8% más que en el año anterior. El mercado nacional ha venido perdiendo participación en el tráfico aéreo total, ya que en 2004 este segmento representaba más del 40%, nivel en el que se mantuvo más o menos estable hasta 2010, año en el cual empieza a decrecer paulatinamente su participación hasta la cuota actual (29,5%). El crecimiento medio anual acumulado de este segmento ha sido negativo (2,1%), perdiendo alrededor de 9,1 millones pasajeros en el periodo 2010-2016.

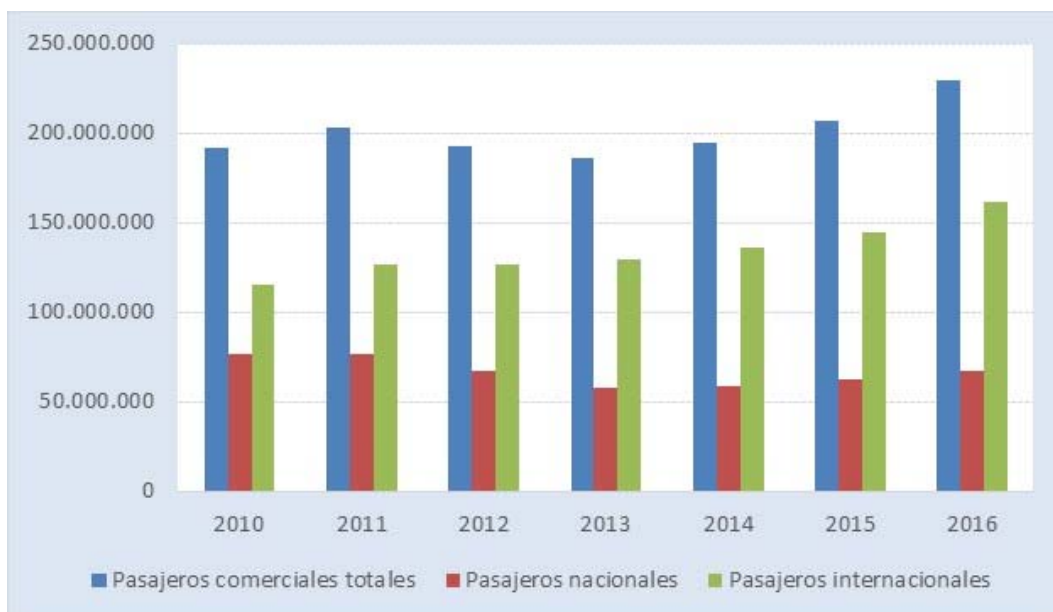
Tabla 2.3 Evolución del tráfico total de pasajeros comerciales en España por segmento de tráfico, 2010-2016

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Nacional	76.646.490	76.222.887	66.725.318	57.402.084	58.531.549	62.133.608	67.590.968
% Variación anual	-	-0,6%	-12,5%	-14,0%	2,0%	6,2%	8,8%
% Participación s/total	40,0%	37,5%	34,5%	30,8%	30,0%	30,1%	29,5%
Internacional	115.052.135	127.082.235	126.432.908	129.065.700	136.428.437	144.481.258	161.782.754
% Variación anual	-	10,5%	-0,5%	2,1%	5,7%	5,9%	12,0%
% Participación s/total	60,0%	62,5%	65,5%	69,2%	70,0%	69,9%	70,5%
Total	191.698.625	203.305.122	193.158.226	186.467.784	194.959.986	206.614.866	229.373.722
% Crecimiento	-	6,1%	-5,0%	-3,5%	4,6%	6,0%	11,0%

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

¹⁷ Los principales países emisores de pasajeros vía aérea a España según el Instituto de Estudios Turísticos son el Reino Unido, Francia, Alemania, Países Nórdicos, Italia, Portugal, Países Bajos, Bélgica, Suiza, EE.UU., Irlanda y Rusia.

Gráfico 2.5 Evolución del tráfico de pasajeros comerciales por segmento, 2010-2016



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

Gráfico 2.6 Cuota de participación por segmento de tráfico, 2004-2016



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena. Pasajeros comerciales

El grado de concentración antes señalado se ha consolidado en el periodo 2010-2016, tal y como se refleja en el [Gráfico 2.7](#). Los nueve aeropuertos principales, previamente identificados han venido incrementando su peso conjunto de manera constante a lo largo de los años. Si en



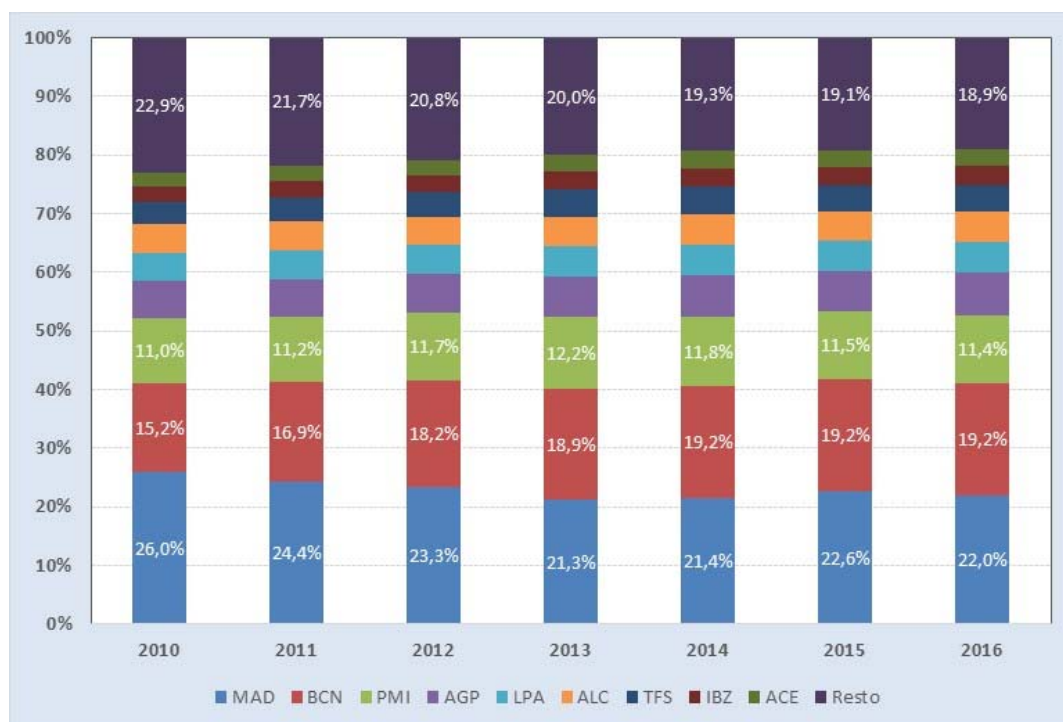
2010 representaban un 77,1% del total de pasajeros comerciales de la red, en 2016 su participación agregada llegó al 81,1% mencionado.

De entre estos nueve aeropuertos de mayor tráfico, los dos principales: Madrid y Barcelona, han mantenido estable su cuota conjunta de algo más del 40% del tráfico total de pasajeros comerciales de la red durante todo el periodo 2010-2016. Sin embargo, la evolución individual de estos dos aeropuertos ha sido muy distinta. El aeropuerto de Madrid ha venido perdiendo cuota de mercado, pasando del 26% del total en 2010 al 22% en 2016, con años intermedios en los que se han registrado cuotas incluso inferiores, cercanas al 21% (2013 y 2014). Sin embargo, el aeropuerto de Barcelona ha incrementado continuamente su participación, evolucionando en el mismo periodo del 15,2% al 19,2%.

A diferencia de Madrid, Barcelona se ha visto beneficiada de la inestabilidad de países mediterráneos competidores en turismo de sol y playa, lo que ha incrementado notablemente sus flujos de tráfico. Además, hay factores de estructura de la demanda que diferencian al aeropuerto de Madrid y Barcelona, éste último menos dependiente del consumo interno. Y tal como apuntaba López Colmenarejo (2014), en un artículo publicado en la revista Transporte, el tráfico doméstico peninsular había caído en Barcelona sólo el 21 por ciento en cinco años y en Madrid el 56 por ciento. Además, también señala que la caída de tráfico experimentada en esos años en el aeropuerto de Madrid se dio en el contexto de la restructuración de la compañía Iberia y de la reducción de las operaciones aéreas de las dos mayores compañías de bajo coste europeas.

El tercer aeropuerto con mayor cuota de pasajeros dentro de la red de aeropuertos españoles es el de Palma de Mallorca, con una participación más o menos estable, que tras repuntar del 11,0% al 12,2% en 2013, ha vuelto a moderarse hasta el 11,4% en 2016.

**Gráfico 2.7 Cuota de participación de los principales aeropuertos de la Red española, 2010-2016
(tráfico comercial total)**



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

Uno de los factores más relevantes en la explicación de la evolución comentada de los tráficos aéreos comerciales de pasajeros en España en los últimos años ha sido el cambio en el panorama de la oferta aérea, representada por las distintas aerolíneas que operan en España. Fundamentalmente, por la irrupción y crecimiento de los operadores de bajo coste (*Low Cost Carriers*, LCC por sus siglas en inglés).

De esta forma, la aerolínea *low cost* irlandesa Ryanair, se ha colocado como el primer operador en el país, al transportar 39,83 millones de pasajeros comerciales en el año 2016, esto es un 13,3% más que el año previo. Sin embargo, si se engloban todas las marcas pertenecientes al Grupo Iberia, el liderazgo cambia de manos. En los últimos años, la compañía Iberia se ha transformado significativamente. Además de haberse integrado en el grupo IAG (International Airlines Group) junto con la compañía de bandera British Airways, lo que supone otro de los grandes elementos de cambio en el escenario aéreo español, la compañía se ha reestructurado y desagregado en tres compañías que atienden diferentes segmentos y mercados:

- La marca Iberia se ha especializado en el medio y largo radio, abandonando en buena parte los destinos nacionales.
- Vueling, compañía *low cost*, adquirida por Iberia e integrada en IAG en 2012, se ha enfocado hacia vuelos de corta y media distancia, nacionales, europeos y con determinados destinos africanos y de oriente medio, operando principalmente desde el aeropuerto de Barcelona. Desde el verano de 2017 se emplea en el refuerzo del puente aéreo Madrid - Barcelona.



- Iberia Express, operador de bajo coste que opera rutas de corto y medio radio dentro del mercado nacional y europeo del grupo.

A estas tres compañías se suma Air Nostrum¹⁸, que opera vuelos regionales en España en aeropuertos de nicho. En conjunto, estas cuatro marcas son las herederas de la cuota de mercado que el grupo Iberia mantenía a principios del siglo XXI, y sumadas mantienen la supremacía en el mercado aéreo español. En el año 2016 contabilizaron 63,96 millones de pasajeros comerciales, lo que representa una cuota de participación 27,9%. Sin embargo, esta cuota dominante retrocedió respecto de 2015, cuando el grupo registró una cuota de mercado del 28,3% de los pasajeros comerciales transportados en los aeropuertos españoles, lo que había venido a significar un récord para el grupo aéreo en la última década.

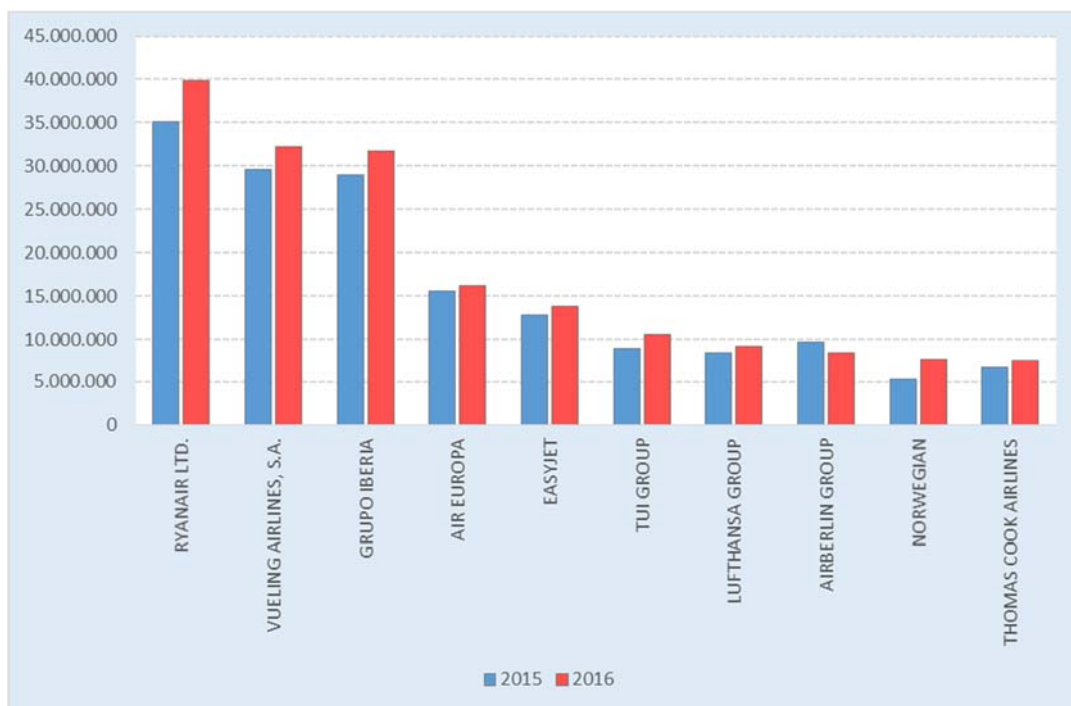
El empuje de la compañía Vueling explica en gran medida esta evolución, ya que, en el año 2005, aún como compañía independiente de IAG, esta compañía se ubicaba en el 13º puesto, con 2,82 millones de pasajeros comerciales, mientras que en el año 2016 sumó 29,55 millones de pasajeros comerciales. La otra gran ganadora del grupo ha sido Iberia Express, creada en el año 2011 con el objetivo de competir con otras líneas aéreas de bajo coste, y que en 2012 movió 4,2 millones de pasajeros comerciales, en tanto que en 2016 registró 7,6 millones, superando de esta forma a aerolíneas competidoras como Air Berlin o a otras empresas del grupo como Air Nostrum.

Por su parte, Iberia, que ha cedido obviamente pasajeros a las otras dos filiales, ha venido recobrando posiciones y aumentando el número de pasajeros transportados en los últimos años, hasta ubicarse en el año 2016 en la tercera posición con casi 16,59 millones de pasajeros comerciales.

El cuarto operador en el año 2016 es la compañía Air Europa, que ha sido desbancada de la tercera posición por Iberia, ya que en los últimos tres años se ubicaba en dicha posición. En el quinto puesto, por su parte, se sitúa la compañía *low cost* británica Easyjet, impulsada fuertemente gracias al turismo proveniente de Gran Bretaña. Los operadores alemanes también ocupan un lugar predominante dentro del mercado. Así, Lufthansa movió más de 9 millones de pasajeros y Air Berlin 8,45 millones en el año 2016.

¹⁸ En mayo de 1997 Air Nostrum firmó un acuerdo de franquicia con el Grupo Iberia por un periodo de 5 años que se ha venido renovando desde entonces. A través de dicho acuerdo los vuelos de Air Nostrum pasaron a ser comercializados por Iberia.

Gráfico 2.8 Principales compañías aéreas dentro de la red española de aeropuertos (por número de pasajeros comerciales)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

2.2.1. Análisis del tráfico aéreo nacional de pasajeros

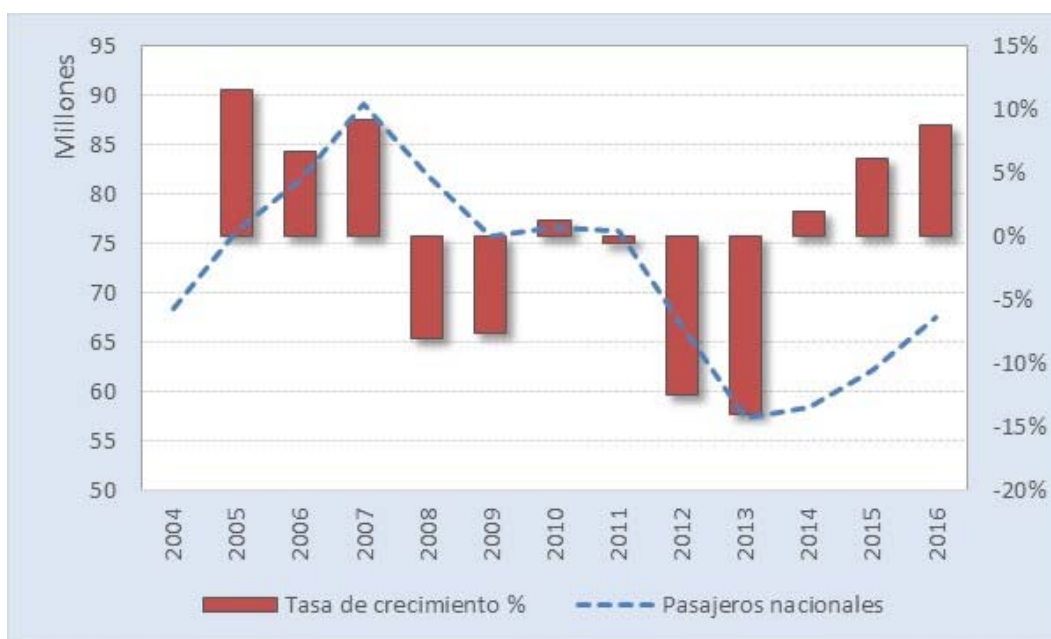
Los pasajeros que inician su viaje en un aeropuerto español y lo terminan igualmente en una instalación española se contabilizan como tráfico nacional. Como se señaló previamente, el tráfico nacional alcanzó los 67,6 millones de pasajeros en el año 2016, después de un crecimiento previo en torno al 6,2% en el año 2015. De esta manera, 2016 es el tercer año consecutivo de crecimiento tras años de caídas sucesivas, en donde el mínimo registro histórico se alcanzó en el año 2013 con 57,4 millones de pasajeros comerciales.

La crisis económica sufrida desde 2008 afectó de manera importante al flujo de pasajeros nacionales. A eso hay que añadirle factores de competencia y de oferta que también influyeron en las caídas de los niveles de tráfico. Entre los factores de competencia se encuentra la entrada en operación de varios corredores ferroviarios de alta velocidad (AVE). Así por ejemplo, según cifras del propio operador ferroviario RENFE, en la relación punto a punto entre Barcelona y Madrid en el año 2016 los trenes AVE registraron una cuota de mercado del 62,3% con respecto al avión en la relación Barcelona-Madrid (Renfe, 2017). Para poner en perspectiva dicha cifra, antes de la extensión de línea de alta velocidad entre Madrid-Zaragoza hasta Barcelona, la cuota del avión se situaba en alrededor del 90%. Inmediatamente después de la entrada en funcionamiento del AVE Madrid-Barcelona, la cuota de participación del avión se desploma en aproximadamente 30 puntos porcentuales. A partir de ahí, dicha cifra permaneció más o menos estable; sin embargo, el cierre de operaciones de Spanair en agosto

de 2012 supuso otra bajada en la cuota del avión. Y el último golpe al transporte aéreo vino de la agresiva política por parte del Ministerio de Fomento que redujo los precios de los billetes del AVE hasta en un 70% en enero de 2013. Lo que se ha traducido definitivamente en las cuotas de mercado que actualmente existen en ese corredor Madrid-Barcelona entre el avión y el tren de alta velocidad. Y en cuanto a los componentes de oferta, como se mencionó se encuentran eventos como la desaparición de la aerolínea Spanair, así como la reestructuración comentada de Iberia.

El crecimiento medio anual acumulado por los tráficos nacionales en el periodo 2004-2016 se sitúa en un reducido -0,1%, mientras que en 2010-2016 crece hasta el -2,1%, lo que supone una agudización de la caída durante los últimos años, por causa del impacto de la crisis en 2012 y 2013.

Gráfico 2.9 Evolución del tráfico nacional comercial, 2004-2016



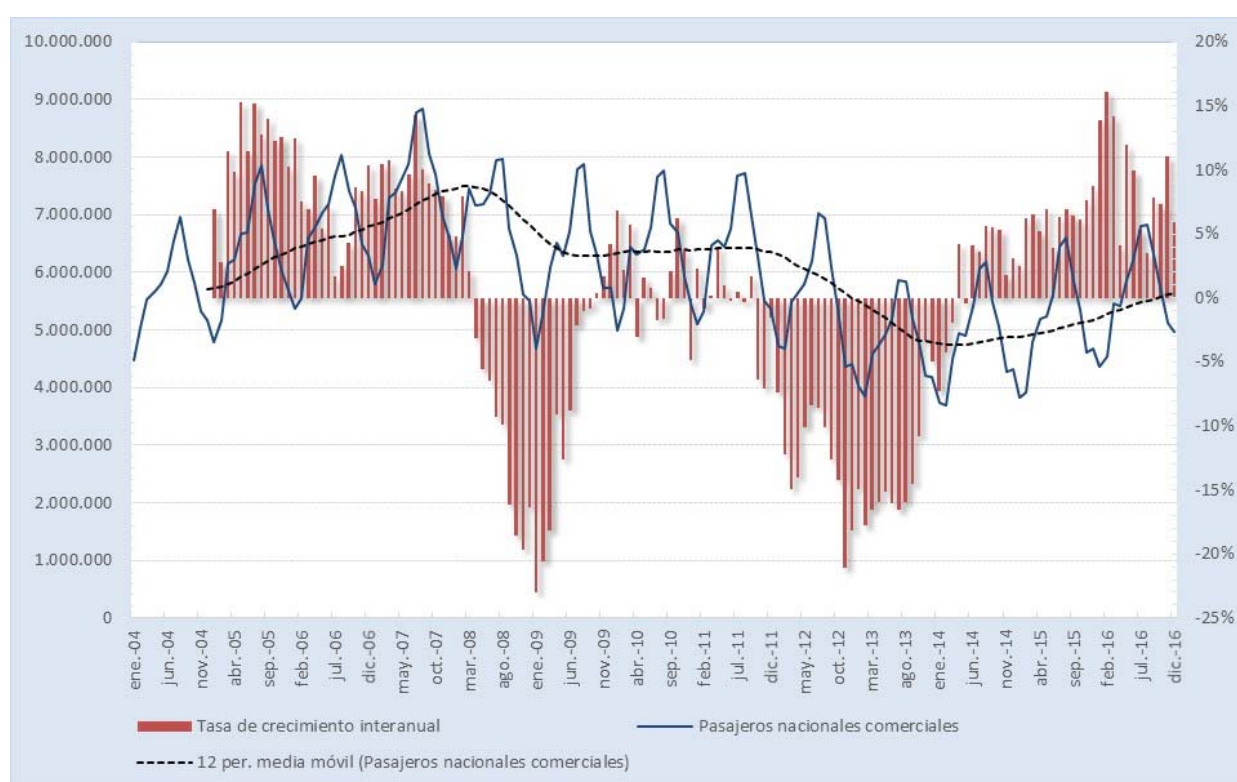
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

El tráfico nacional comercial al igual que el tráfico comercial total de la red presenta una marcada estacionalidad, con picos en los meses estivales y valles en los meses de invierno. También se aprecia un repunte por el efecto de la Semana Santa (marzo o abril según el año).

En el **Gráfico 2.10** se pueden apreciar claramente las caídas experimentadas como consecuencia de la crisis (2008-2009 y 2012-2013) y como incluso en este último periodo desaparece el característico repunte natural del tráfico durante las vacaciones de Semana Santa. Debido a esta situación, la caída del tráfico nacional en el año 2013 fue del 14% con respecto a 2012. Es sólo a partir del mes de enero de 2014 cuando comienza revertirse la tendencia decreciente, hasta alcanzar crecimientos positivos de manera continua desde el mes de junio de ese mismo año. Ello se tradujo en un crecimiento del 2,0% acumulado en el año 2014, y es a partir del año 2015 cuando se puede notar una aceleración importante en las

tasas de crecimiento interanuales hasta alcanzar una tasa de crecimiento para todo el año 2015 del 6,2% y del 8,8% en el año 2016. El gradual repunte en el proceso de recuperación del crecimiento de la economía española a lo largo del 2015 se tradujo en una importante recuperación del consumo y del gasto turístico por parte de las familias españolas (Exceltur, 2016). En 2016 el mercado nacional mantuvo la senda de la recuperación en concordancia con el crecimiento del consumo de los hogares pero a tasas algo menores que en el 2015. Así mismo, el turista nacional se ha visto beneficiado también por el abaratamiento del precio del transporte lo que se ha visto reflejado en las tasas de crecimiento del uso avión en los años recientes. (Exceltur, 2017).

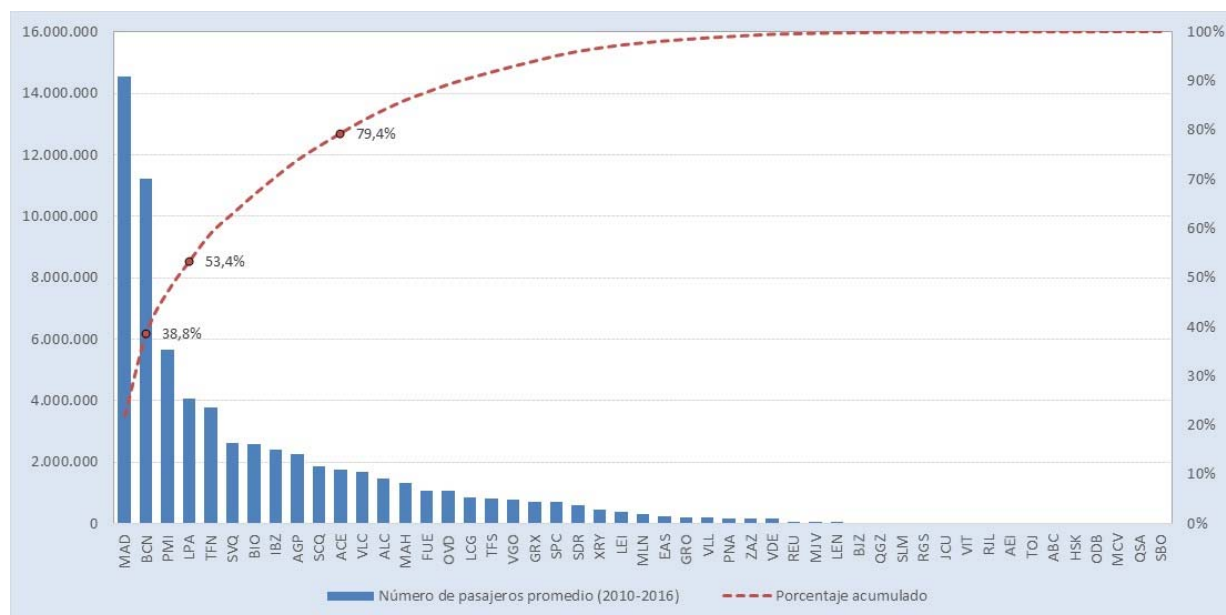
Gráfico 2.10 Pasajeros nacionales comerciales (Total Red Aena, mensual)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

Al igual que ocurre con el tráfico total de pasajeros, el grueso del tráfico nacional de pasajeros se concentra en un reducido número de aeropuertos. Son once los aeropuertos (Madrid, Barcelona, Palma de Mallorca, Gran Canaria, Tenerife Norte, Sevilla, Bilbao, Ibiza, Málaga, Santiago y Lanzarote) que, en conjunto, representan alrededor del 80% del tráfico de este segmento, durante el periodo 2010-2016, tal y como puede apreciarse en el [Gráfico 2.11](#).

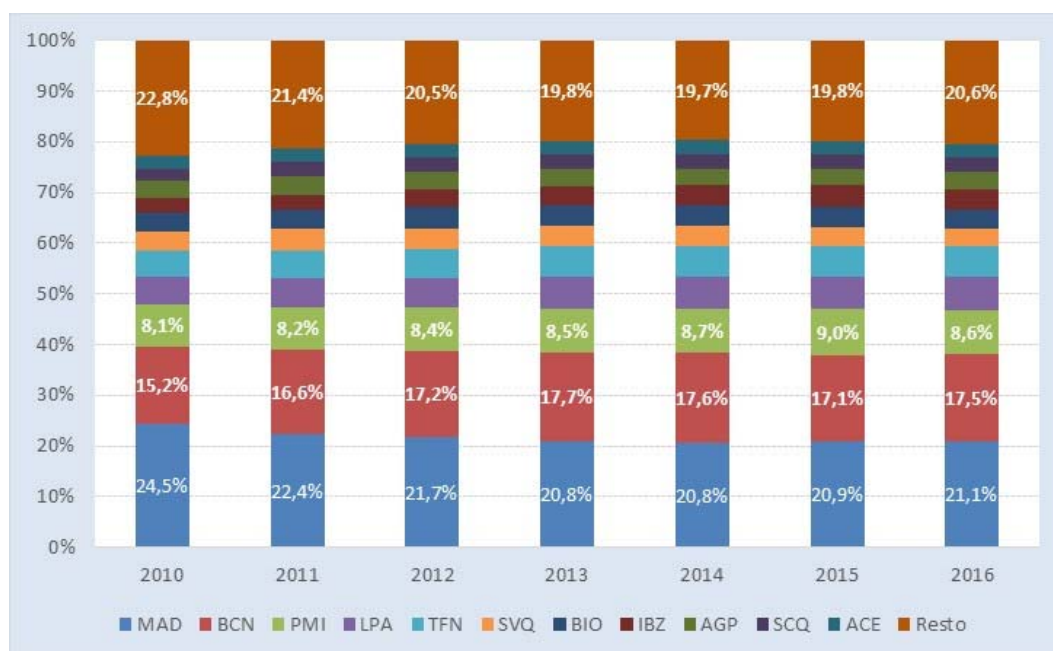
Gráfico 2.11 Porcentaje acumulado promedio del tráfico de pasajeros nacionales, 2010-2016



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena. Pasajeros comerciales

Estos once aeropuertos han venido consolidando su cuota de mercado en el segmento de tráfico nacional en los últimos 7 años, pasando de poco más del 77% en 2010 hasta situarse en el 80,3% en 2016, según se ilustra en el [Gráfico 2.12](#).

Gráfico 2.12 Cuota de participación de los principales aeropuertos de la Red, 2010-2016 (tráfico nacional comercial)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena



Se puede obtener la misma conclusión que para el tráfico total de pasajeros en vuelos comerciales, y es que los aeropuertos de Madrid y Barcelona suman casi el 40% del total del segmento nacional, aunque dicho porcentaje ha ido disminuyendo lentamente durante el periodo de estudio considerado. Igualmente, se puede apreciar el mismo efecto de trasvase de cuota que se vio entre el aeropuerto de Madrid y el de Barcelona en los tráficos nacionales. De esta forma, Madrid, que representaba un 24,5% en el año 2010, pierde cuota hasta el 21,1% en 2016. Barcelona, por el contrario, la gana, subiendo del 15,2% en 2010 al 17,5% en 2016.

En valores absolutos los tráficos comerciales nacionales del aeropuerto de Madrid en 2016 están 4,5 millones por debajo del valor registrado en 2010. Mientras tanto, el volumen de tráfico de Barcelona en el año 2016 es aproximadamente doscientos mil pasajeros superior que el valor alcanzado en el 2010. La notable reducción en el tráfico de Madrid puede tener su explicación en la competencia que ha supuesto la puesta en marcha de varias líneas de tren de alta velocidad desde la Capital, así como en las menores distancias que facilitan el trasvase hacia medios de transporte alternativos (López Colmenarejo, 2014).¹⁹ Además, como ya se había mencionado, cabría destacar también que durante los años 2012 y 2013 existió una reducción importante en la operación de las compañías de bajo coste que operaban en el aeropuerto madrileño (EasyJet y Ryanair) y, de igual modo, los efectos de la reestructuración puesta en marcha por Iberia, cuyo principal centro de operaciones es Madrid, durante el mismo periodo. Esta misma situación viene confirmada por la reducción del número de viajeros que visitaron la región de Madrid, conforme a los datos del Anuario Estadístico de la Comunidad de Madrid, ya que durante los años 2012 y 2013 el número de viajeros residentes en España que visitaron la Comunidad de Madrid experimentó un descenso del 2,9% y del 6,9% respectivamente (Instituto de Estadística-Comunidad de Madrid, 2017).

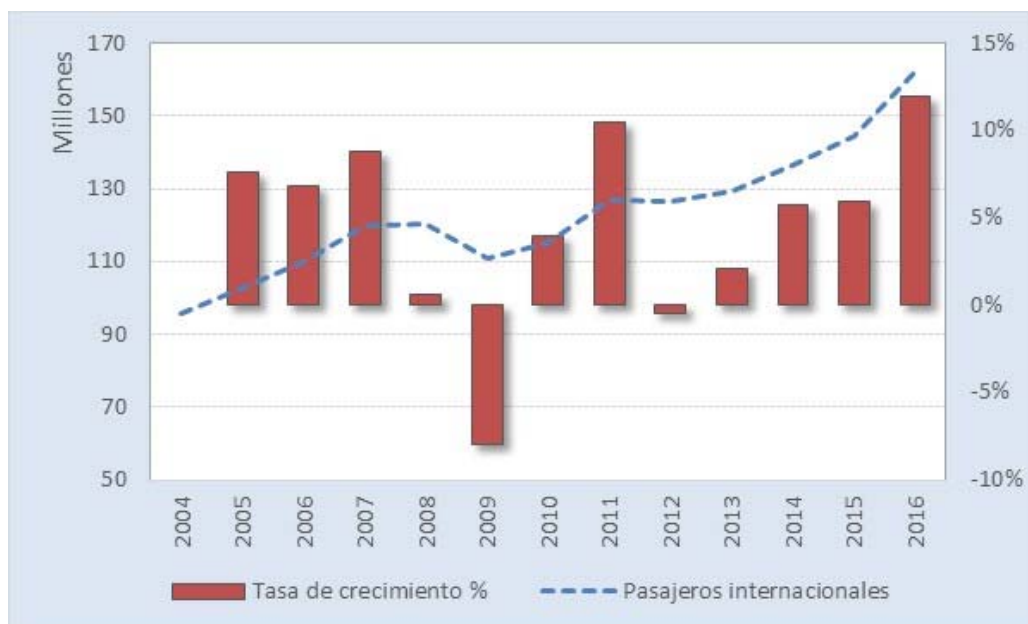
La suma de la cuota del resto de aeropuertos –es decir, si se excluyen a los 11 aeropuertos principales dentro de este segmento- va perdiendo peso con el paso del tiempo, disminuyendo su cuota de pasajeros nacionales en poco más de un 2% en el periodo 2010-2016.

2.2.2. Análisis del tráfico aéreo internacional de pasajeros

Los pasajeros transportados cuyo origen o destino sea un aeropuerto extranjero, sin importar si el trayecto haya sido efectuado por compañías nacionales o foráneas se consideran tráfico internacional. El tráfico internacional de pasajeros en la red de aeropuertos españoles ha tenido una senda creciente desde 2010, a excepción del año 2012, cuando existió una ligera contracción del 0,5% en un escenario de recrudescimiento de la crisis económico-financiera en la Zona Euro. En el año 2016 se han registrado 161,8 millones de pasajeros, experimentando un crecimiento medio anual acumulado para el conjunto del periodo 2004-2016 en torno al 4,5% y, tras superar los años más duros de la crisis, del 5,8% entre 2010 y 2016.

¹⁹ Sólo como dato adicional y en lo que respecta al transporte de viajeros, la movilidad por carretera era el medio más utilizado por los viajeros españoles para desplazarse. En 2015, cerca de 90% del total de viajeros por kilómetro recorrido en España utilizó algún medio de transporte por carretera según el Informe Anual del Observatorio del Transporte y la Logística en España 2016 (OTLE-Ministerio de Fomento, 2016)

Gráfico 2.13 Evolución del tráfico internacional comercial, 2004-2016



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

El tráfico internacional de pasajeros también cuenta con un componente fuertemente estacional, tal y como puede observarse en el [Gráfico 2.15](#), y es que durante los meses de verano y coincidiendo con el periodo vacacional es cuando se registra el mayor volumen de tráfico de este segmento.

En los últimos cinco años se observa una evolución decididamente creciente, representando un turismo español beneficiado en los mercados de origen, por causa de los conflictos y la inestabilidad geopolítica que han afectado a otros destinos turísticos competidores, ubicados principalmente en el Norte de África y Oriente Medio, como así ha constatado en diversas notas de prensa la Confederación Española de Agencias de Viaje (CEAV)²⁰.

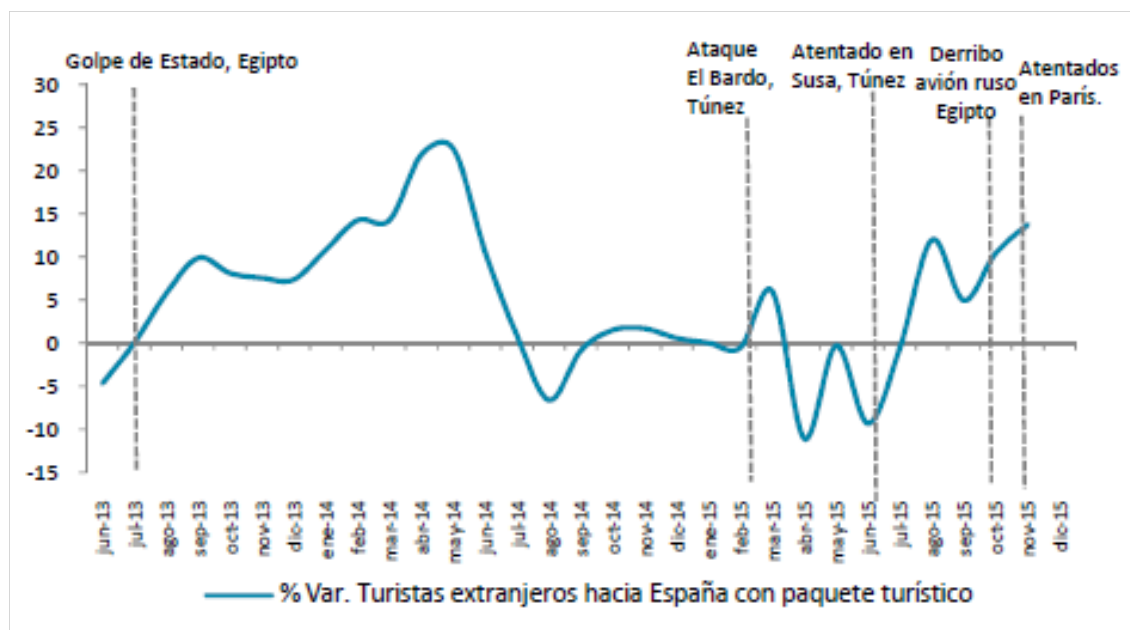
Ello ha supuesto un desvío importante de viajeros internacionales hacia destinos que se consideran más seguros, entre los que claramente está España. Según estimaciones de Exceltur – Alianza por la Excelencia Turística, asociación empresarial en el ámbito del turismo²¹, desde 2011 España ha recibido entre 6,3 y 8,2 millones de turistas desviados de los países del Norte de África, que llegan a España principalmente por vía aérea. Por ejemplo, y según la misma fuente, en el año 2015 se ha generado una fuga adicional de no menos de 1 millón de turistas extranjeros hacia España, de los 2,1 millones que han perdido, Túnez, Egipto y Turquía en 2015, lo que representa que a aproximadamente un tercio del crecimiento de los

²⁰ Disponibles en http://www.ceav.info/notas_prensa/

²¹ Que, según su sitio Web, está “Concebida como foro de debate y de opinión, tiene el doble objetivo de potenciar, por un lado, el mayor reconocimiento social y económico del turismo -como el primer sector económico y generador de empleo en España- y, por otro impulsar los mayores avances competitivos que aseguren el crecimiento sostenible, a medio y largo plazo del sector, en nuestro país” (<https://www.exceltur.org/conozca-exceltur/mensaje-del-presidente-2/>).

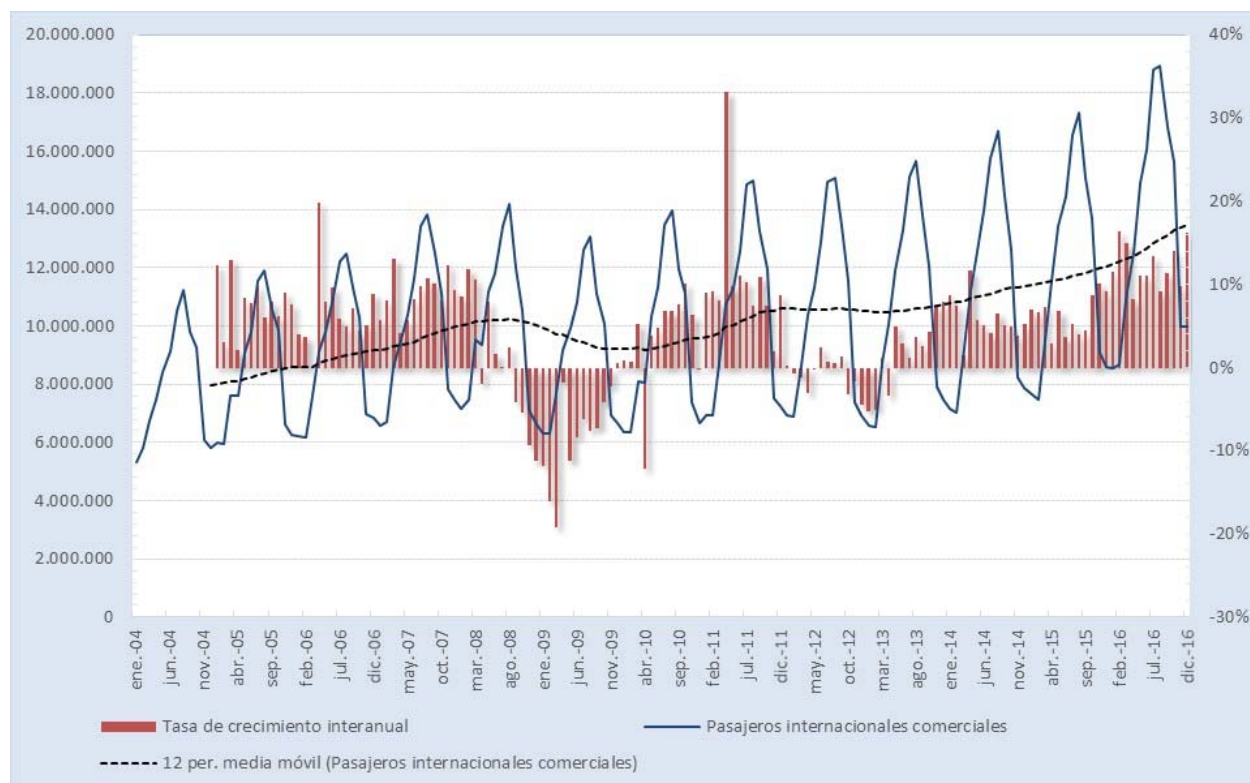
turistas a España en 2015 se explicó por estas circunstancias (Exceltur, 2016). Además, en los últimos años ha existido un contexto macroeconómico excepcionalmente favorable con una inusual conjunción de factores que han beneficiado al sector turístico, como el desplome de los precios del petróleo y la depreciación del euro frente al dólar junto con unos tipos de interés también inusualmente bajos. (Exceltur, 2016).

Gráfico 2.14 La inestabilidad geopolítica en los países competidores y sus efectos sobre el sector turístico español



Fuente: Elaborado por EXCELTUR a partir de Frontur (Turespaña e INE) y OMT

Gráfico 2.15 Pasajeros internacionales comerciales (Total Red Aena, mensual)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

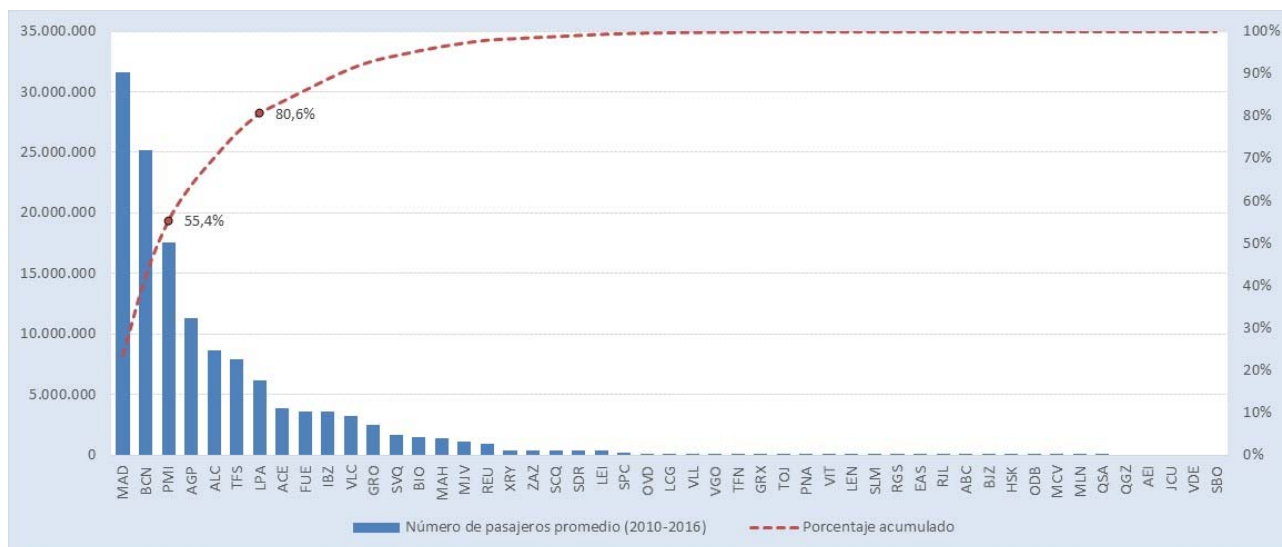
En los [Gráfico 2.13](#) y [Gráfico 2.15](#) se pueden observar los dos periodos recesivos que afectaron al tráfico internacional de pasajeros, uno más intenso a consecuencia de la crisis financiera internacional que comenzó en septiembre de 2008 y se prolongó hasta finales de 2009, y otro menos profundo que se inició a principios de 2012 y que se extendió hasta el primer trimestre de 2013, con el recrudecimiento de la crisis del Euro y la nueva recesión económica en la Eurozona. Tras 2013, la lenta recuperación económica se acompaña de un ágil crecimiento de los tráficos internacionales de pasajeros en los aeropuertos españoles, con crecimientos medios anuales superiores al 5%.

Tal y como se muestra en el [Gráfico 2.16](#), el tráfico internacional de pasajeros se acumula en prácticamente 7 aeropuertos (Madrid, Barcelona, Palma de Mallorca, Málaga, Alicante, Tenerife Sur, Gran Canaria, Lanzarote), que representan en conjunto el 80,6% del volumen de pasajeros transportados durante el periodo 2010-2016. Se pone, así, de relieve una concentración del tráfico internacional aun mayor que en el tráfico nacional. Por otro lado, en el [Gráfico 2.17](#) se muestra el comportamiento a lo largo del periodo 2010-2016 de la cuota de pasajeros internacionales por aeropuerto.

El tráfico internacional de pasajeros de los aeropuertos de Madrid, Barcelona y Palma de Mallorca representa en conjunto en torno al 55-56% del total, permaneciendo relativamente estable dicho porcentaje durante los últimos cinco años. La transferencia de cuota desde el aeropuerto de Madrid hacia al aeropuerto de Barcelona se produce también en este segmento

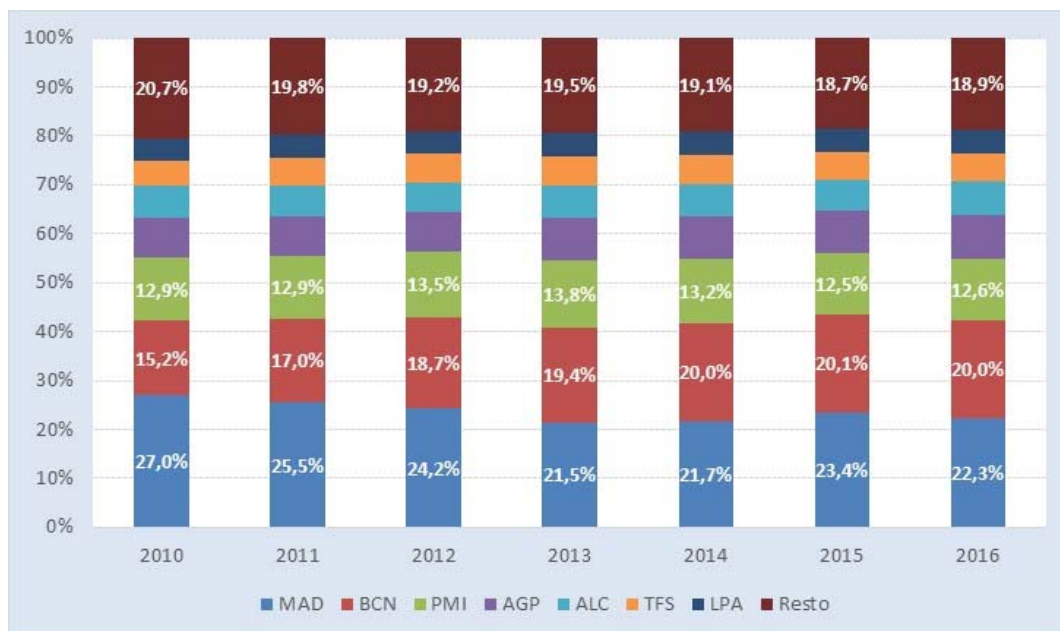
de tráfico. Así, por ejemplo, la cuota de Madrid, que se ubicaba en el 27% en el año 2010 se redujo en 4,7 puntos porcentuales en 2015, hasta situarse en un 22,3%.

Gráfico 2.16 Porcentaje acumulado promedio del tráfico de pasajeros internacionales, 2010-2016



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

Gráfico 2.17 Cuota de participación de los principales aeropuertos de la Red, 2010-2016 (tráfico internacional comercial)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

En los últimos años ha tenido lugar un incremento muy relevante del número de pasajeros en vuelos comerciales internacionales en los aeropuertos de Barcelona y Palma de Mallorca. Si se comparan las cifras obtenidas del año 2016 con las registradas en el 2010, el aeropuerto de

Barcelona registra 14,8 millones de pasajeros más y el aeropuerto de Palma de Mallorca casi 5,6 millones de pasajeros de crecimiento.

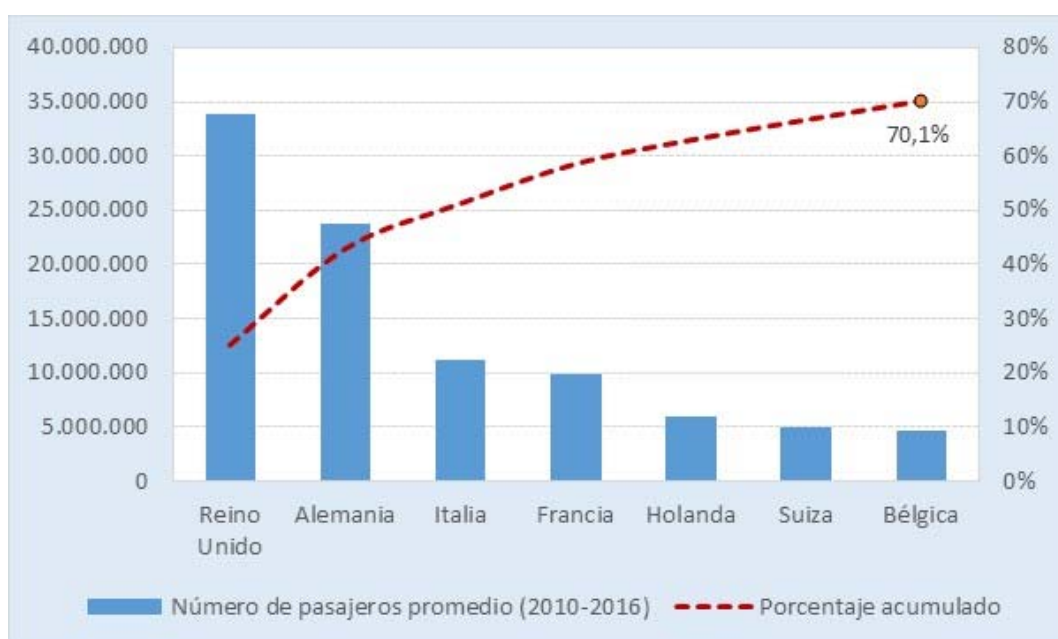
Como antes se señalaba, el turismo español se ha beneficiado de la inestabilidad vivida en los países mediterráneos del Norte de África y Oriente Medio, que son competidores turísticos naturales, lo que ha supuesto un desvío de los flujos de turistas internacionales hacia destinos españoles de litoral, donde estos dos aeropuertos ejercen un papel en los vuelos llegados de los principales mercados emisores europeos hacia los destinos turísticos de primera magnitud que constituyen, en gran medida, sus áreas de influencia.

La suma de la cuota del resto de aeropuertos –es decir, si se excluyen a los 7 aeropuertos principales dentro del segmento internacional- va perdiendo peso a lo largo de los años, disminuyendo su cuota de pasajeros internacionales en un 1,8% en 2016 si se compara con la participación registrada en el año 2010.

Analizando el país origen/destino de los pasajeros internacionales durante los últimos años se aprecia que el 70% de estos tráficos tiene lugar con siete países: Reino Unido, Alemania, Francia, Italia, Holanda, Bélgica y Suiza, tal y como se puede ver en el [Gráfico 2.18](#). Se trata claramente de los principales mercados emisores de turistas que visitan España.

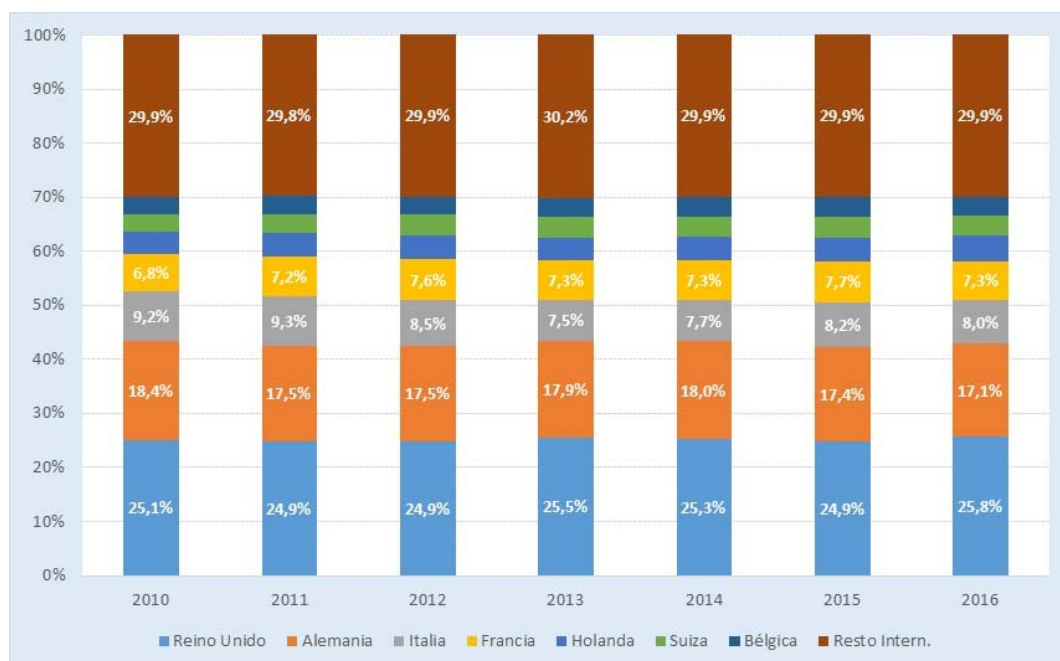
Además esta participación de mercado se mantiene muy estable durante los últimos años, representando una situación estructural de los tráficos internacionales operados en los aeropuertos españoles, como se puede apreciar en el [Gráfico 2.19](#).

Gráfico 2.18 Porcentaje acumulado promedio de los principales países en el tráfico de pasajeros internacionales, 2010-2016



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

Gráfico 2.19 Cuota de participación de los principales mercados, 2010-2016 (tráfico internacional comercial)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Aena

2.3. El transporte aéreo y su impacto económico

En este apartado se analiza el impacto que tiene el transporte aéreo sobre la actividad económica en su conjunto. El transporte aéreo es una industria un tanto particular, tal y como se adelantaba al inicio del presente capítulo, debido a que este sector no puede crecer sin la interacción de otras ramas y sectores económicos, fundamentalmente el conjunto de industrias turísticas, por la condición de demanda derivada que tiene la demanda de sus servicios. Es decir, existe una especie de simbiosis, ya que la aviación presenta una compleja interacción con otros sectores económicos de los cuales se beneficia, y a su vez, también contribuye al desarrollo de otras ramas y de la economía en general. Por lo tanto, lo primero que se hará será discutir la interacción del transporte aéreo con el desarrollo económico, y después se planteará el impacto específico que tiene el transporte en el sector turístico.

Dharmawan (2012) menciona que existen varios estudios, cuyo objetivo principal ha sido encontrar la correlación existente entre transporte aéreo y desarrollo económico. Y la conclusión que se obtiene es que el transporte aéreo está correlacionado de manera positiva con el desarrollo económico (Button y Taylor, 2000; Bowen, 2000; Tam y Hansman, 2002; Kasarda y Green, 2005). Los diversos avances técnicos, de organización y de infraestructura han hecho posible que el transporte aéreo se convierta en uno de los medios de transporte más eficientes, accesibles y rápidos que existen para viajar. Por lo tanto, el transporte aéreo juega un rol crucial en la sociedad moderna de hoy en día, ya que ha contribuido a ampliar mercados, ha promovido el intercambio de ideas y la experiencia profesional a través de

diferentes regiones y países (Ahmadzadeh, 2011). A su vez, la evolución de la economía mundial, con el aumento de la renta disponible, y la aparición de una industria turística desarrollada, aporta una demanda creciente que alimenta al transporte aéreo. Por ello, el transporte aéreo tiene, sin lugar a dudas, una serie de efectos mutuos beneficiosos con diversos sectores que contribuyen al desarrollo económico de manera global. Como se recoge en un informe de la Comisión de Transportes y Turismo del Parlamento Europeo²²: “Sin lugar a dudas, el sector de la aviación en su conjunto es un motor importante para el crecimiento económico, la creación de empleo y el comercio de la Unión, pues su efecto multiplicador es tal que, por cada euro de valor añadido en la industria del transporte aéreo, se aportan casi tres euros en valor añadido a la economía general”.

La importancia mundial de este medio de transporte continuará creciendo en los próximos años. Según las previsiones elaboradas por los dos principales fabricantes de aeronaves, Boeing y Airbus²³, el tráfico mundial de pasajeros medido a través de los pasajeros-kilómetro (PKM o RPK)²⁴ tendrá un crecimiento medio anual acumulado del 4,9 y del 4,6 por ciento respectivamente en el periodo 2014-2034 (Airbus, 2015; Boeing, 2015)

De acuerdo con un estudio liderado por el Air Transport Action Group (ATAG, 2005), la industria del transporte aéreo se estima que contribuyó de manera directa, indirecta y a través de los impactos inducidos, con aproximadamente el 2,4% del PIB global de 2004. Y si se añaden los efectos catalíticos derivados del turismo y del comercio la cifra asciende al 8% del PIB mundial. Recientemente, el estudio ya referido de World Travel and Tourism Council, WTTC, (2017) estima que la contribución conjunta directa de la rama de Turismo y Viajes al PIB mundial fue del 3,1% en 2016 y pronostican que ascienda al 3,8% en 2017 (4,0% en el periodo 2017-2027). La contribución total, incluyendo efectos directos, indirectos e inducidos, calculan que fue del 10,2% en 2016.

En el mismo sentido, un estudio realizado por la consultora especializada en aviación InterVISTAS, encargado por el Airports Council International (ACI) Europe en enero de 2015, para medir el impacto económico de los aeropuertos europeos, estimó que las instalaciones aeroportuarias europeas de manera integral dan empleo a 12,3 millones de personas, tienen ingresos por un total de 365.000 millones de euros anuales y, de manera general, contribuyen con 675.000 millones de euros al PIB cada año, lo que representaría alrededor del 4,1% del PIB europeo. Asimismo, el estudio indica que un incremento del 10% en la conectividad aérea de un país, aumenta en un 0,5% su PIB per cápita (InterVISTAS Consulting Ltd, 2015). Ambos informes identifican tres maneras en las que el transporte aéreo contribuye al desarrollo económico:

²²Comunicación de la Comisión de Transportes y Turismo del Parlamento Europeo, de 7 de diciembre de 2015, titulada «Una estrategia de aviación para Europa» (COM(2015)0598), resuelta su deliberación en 2017.

²³ Airbus, Global Market Forecast (2015-2034); Boeing, Current Market Outlook (2015-2034).

²⁴ Unidad de demanda, resultante del producto del número de pasajeros transportados durante un periodo por la distancia media recorrida en los viajes.

- Impacto directo: debido a la contribución de las actividades propias del sector, para proveer el producto o servicio requerido. Entre ellas se encuentran la operación de líneas aéreas y aeropuertos (soporte técnico, *handling*, *catering*, combustible, seguridad, etc.); las actividades comerciales dentro de las instalaciones aeroportuarias (tiendas, restaurantes, alquiler de vehículos, aparcamientos) y el transporte terrestre y transporte aéreo de carga. El transporte aéreo genera, por tanto, oportunidades de producción y empleo en el sector de la aviación y aeroportuario.
- Impacto indirecto: se trata del efecto sobre los proveedores que ofrecen bienes y servicios a las actividades propias del sector. Estas pueden incluir entre otras, a los proveedores de comida para las empresas de *catering* de los vuelos, actividades de refinación en la producción del queroseno (jet fuel), compañías que proveen de servicios legales y de contabilidad a las aerolíneas, agentes de viajes, constructores aeronáuticos, etc. Es decir, el transporte aéreo genera y proporciona oportunidades de empleo y producción en la cadena de suministros de la propia industria del transporte aéreo.
- Impacto inducido: son los impactos derivados de las rentas generados por las actividades propias del sector y por los proveedores que les ofrecen bienes y servicios. Ello tiene lugar primordialmente a través del gasto en consumo privado realizado con las rentas con que se ha remunerado a los factores (trabajo y capital) empleados en las actividades propias del sector y en las actividades proveedoras de bienes y servicios a las mismas. Por ejemplo, el gasto en alimentos, vivienda, vestido y calzado, telecomunicaciones, etc. de un empleado de una aerolínea. De esta forma, el transporte aéreo contribuye también a la demanda interna de bienes y servicios.

Otros estudios y autores han identificado además otro efecto llamado catalítico, el cual seguramente sea el de mayor impacto económico (Britton et al., 2005). El efecto catalítico captura la manera en que las instalaciones aeroportuarias facilitan la actividad económica de otros sectores e industrias a través de una serie de mecanismos tales como los impactos de localización de las empresas y del factor trabajo, la contribución del transporte aéreo al comercio y al turismo (efectos del lado de la demanda) y la aportación del transporte aéreo a la productividad (efectos del lado de la oferta). Todo ello, a través de facilitar el acceso a nuevos mercados, lo que genera a su vez economías de escala y permite también a las empresas atraer y retener talento de empleados cualificados.

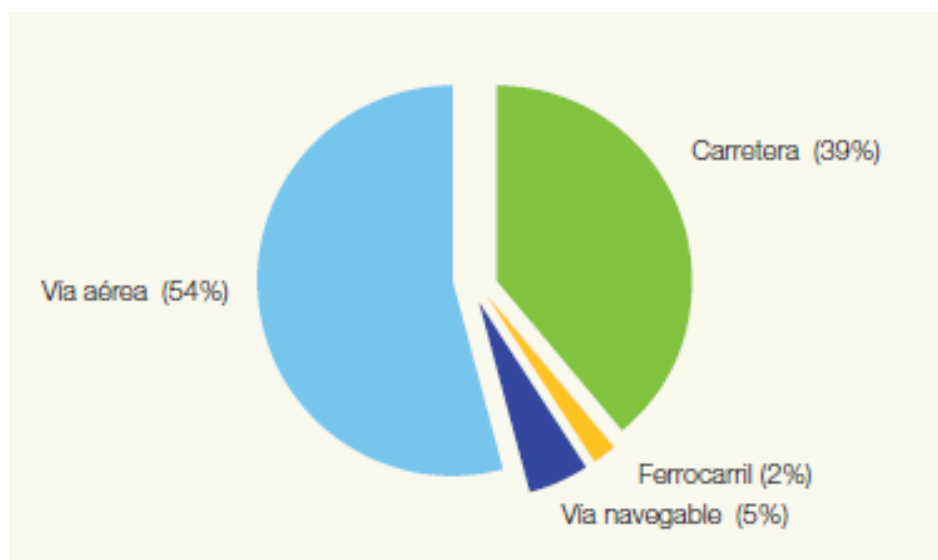
A través de los diversos estudios mencionados anteriormente (Britton et al., 2005, ATAG, 2005 InterVISTAS, 2015) se puede establecer que el transporte aéreo no es propiamente un conductor del crecimiento económico. Ello debido a que el impacto directo y el tamaño del sector es relativamente pequeño, comparado con el resto de la economía. Sin embargo, el impacto catalítico mencionado anteriormente sí puede marcar diferencias y afectar el desarrollo y desempeño de otros sectores de actividad, contribuyendo de esta forma al crecimiento económico. En esta misma línea también incide Dharmawan (2012) cuando señala que el transporte aéreo puede influir en el desempeño de otras industrias como demandante de sus bienes y/o servicios. Ahora bien, considera el transporte aéreo más como un trampolín empleado por otros sectores para crecer, que como un conductor del crecimiento económico

En cualquier caso, debido a que el transporte aéreo tiene influencia sobre el desempeño de otras industrias y sectores, se vuelve pertinente entonces identificar cuáles de estas ramas de actividad son más susceptibles de ser afectadas por este medio de transporte. Como se indicaba al comienzo del presente capítulo, el transporte aéreo mantiene una relación directa con el conjunto del sector turismo, al responder los usuarios del transporte aéreo en esencia al perfil de “visitante”, persona que “consume turismo”.

Según la Organización Mundial del Turismo, organismo especializado del sistema de las Naciones Unidas, la actividad turística ha registrado un crecimiento prácticamente interrumpido. Así la llegada de turistas internacionales a nivel global ha pasado de 25 millones en 1950 a 278 millones en 1980, 527 millones en 1995 y 1.186 millones en 2015. En el mismo sentido, los ingresos generados por el turismo internacional, si se consideran todos los destinos del mundo, ha pasado de 2.000 millones dólares en 1950 a 104.000 millones en 1995 y a 1.260.000 millones en 2015. Además, según previsiones del mismo organismo, las llegadas de turistas internacionales a escala mundial crecerán un 3,3% anualmente entre 2010 y 2030, hasta alcanzar los 1.800 millones. Finalmente, según sus propias estimaciones, el turismo representa 10% del PIB mundial, si se consideran su efectos directos, indirectos e inducidos (UNWTO, 2016).

En el mismo Informe, la Organización Mundial del Turismo, considera que el 54% del total de visitantes que pernoctaron en destino, llegaron al mismo por vía aérea, mientras que el resto de lo hizo mediante algún modo de transporte en superficie: un 39% por carretera, un 2% en ferrocarril y el 5% restante por vías acuáticas marítimas o fluviales. Sin embargo, se detecta una tendencia, y es que el transporte aéreo ha venido incrementado su participación a lo largo del tiempo, creciendo a un ritmo superior al del transporte en superficie, por lo que la cuota de mercado del transporte aéreo se espera que aumente gradualmente en los próximos años (UNWTO, 2016).

Gráfico 2.20 Turismo receptor por medio de transporte, 2015 (cuota a escala mundial)



Fuente: UNWTO, Panorama OMT del Turismo Internacional. Edición 2016

El análisis del impacto económico del transporte aéreo es, por tanto, indisociable del propio impacto del turismo en la economía. A pesar de los beneficios evidentes que el turismo tiene sobre la actividad económica y su contribución al PIB (Ivanov y Webster, 2006; Balaguer y Cantavella-Jorda, 2002), hay algunas otras investigaciones que sin embargo no han encontrado una relación causal significativa entre el crecimiento del turismo y la actividad económica. Tal es el caso del trabajo de Oh (2005) en el que la hipótesis del crecimiento económico impulsado por el turismo no se sostiene para el caso de Corea. Estas conclusiones aparentemente contradictorias pueden deberse a que en la actividad turística intervienen múltiples factores cuyos efectos en el PIB son diversos. A diferencia de otras industrias y sectores económicos, en la industria del turismo son múltiples las actividades que giran alrededor de ésta (comercio, hospedaje, restauración, transporte).²⁵ Por lo tanto, medir el impacto del turismo y su correspondiente contribución al PIB no resulta una tarea sencilla (Brida *et al.*, 2007).

En la investigación realizada por Brida *et al.* (2007), se apunta que el mayor impacto del turismo en el PIB se da por los cambios que éste produce en la actividad económica en su conjunto, alterando su composición. Esto quiere decir que, en una economía orientada al turismo, existen múltiples sectores o actividades productivas involucradas que se alinean para atender y prestar diferentes servicios a los visitantes. De esta manera, estos sectores son dependientes del mercado de visitantes que llegan al país; y mientras más amplio sea el mercado de turismo y la llegada de visitantes se vaya incrementando, estos sectores también serán más grandes y más dependientes de aquéllos. Esta situación difiere de la de aquellos países que no cuentan con un sector turístico potente, en los que los sectores económicos dependientes del turismo actúan simplemente como un sector anexo y de carácter secundario. Por lo tanto, para que la contribución del turismo sea significativa en el conjunto de la economía, dicha industria tiene que tener un tamaño importante y desempeñar un papel preponderante en la economía de un país.

Para entender cómo el transporte aéreo está relacionado con los diferentes sectores que componen una economía, se tienen que identificar primeramente los distintos tipos de pasajeros que pueden estar conectados con esos sectores. Según Ishutkina y Hansman (2009), existen cuatro tipos de usuarios del transporte aéreo:

- Pasajeros de negocios: este tipo de viajero lo hace por razones de carácter económico, con el propósito de abrir nuevos mercados, vender diferentes bienes y servicios o instalar nuevas fábricas en el país de destino. Contribuye al movimiento de los factores de producción (capital y trabajo). Por lo tanto, el tipo de actividad económica que podría resultar más favorecida con este tipo de pasajeros es el sector servicios.

²⁵ Estrictamente hablando, el turismo no es un sector de actividad conforme a las clasificaciones de actividades económicas. Se trata de la aportación de actividad de distintos sectores productivos (hostelería, transporte, comercio, ocio, cultura...) en determinadas condiciones: producción de bienes y prestación de servicios a personas en sus viajes a destinos diferentes de su entorno habitual, por un período de tiempo consecutivo inferior a un año, con cualquier finalidad principal, siempre que ésta no consista en ser empleado por una entidad residente en el país o lugar visitado (UNWTO, 2013).

- Pasajeros por motivos personales: viaja por diversas razones personales, con el propósito de visitar a amigos o familiares, por estudios, por motivos médicos (recibir algún tipo de tratamiento), etc. Este tipo de viajero no tiene un impacto directo significativo en alguno de los sectores económicos descritos anteriormente. Sin embargo, Ishutkina y Hansman (2009) también incluyen dentro de esta categoría de viajeros a los que abren nuevos negocios en el país de destino mediante inversiones de carácter personal. En este caso, sí habría una contribución directa a algún sector de la economía.
- Pasajeros por motivos recreativos o de placer: este segmento de pasajeros lo hace con el único propósito de llegar a su destino vacacional, por lo que sí tendría un impacto directo en la industria turística del país visitado.
- Carga aérea: a diferencia de las tres categorías anteriores, lo que se transporta en este segmento no son personas sino mercancías y generalmente de alto valor añadido. Por tanto, los sectores a los que afecta esta clase de tráfico son la industria manufacturera, la agricultura, las comunicaciones postales y de paquetería y mensajería y el comercio en general.

En los tres primeros casos, de cualquier modo, los tipos de pasajeros señalados responden al concepto de visitante, de modo que los bienes y servicios consumidos por éstos en destino contribuyen a la actividad turística del país y, de esta manera, en todos los casos, incluso en el de los viajeros por motivos personales, contribuyen positivamente a la economía del país.

Por lo tanto, siguiendo con el argumento de Ishutkina y Hansman (2009), dependiendo de las características propias de cada país, la industria del transporte aéreo debe de estar preparada y adaptada para dar servicio al segmento de pasajeros que contribuya en mayor medida al desarrollo económico del país. La capacidad que tenga el transporte aéreo para atender a dichos usuarios tendrá influencia directa en el nivel de impacto sobre la actividad económica. Por ejemplo, si un determinado país tiene una vocación exportadora, deberá entonces desarrollar una plataforma logística y de comunicaciones que promueva la carga aérea, para lo cual los decisores políticos deben impulsar su desarrollo, encontrándose estas decisiones, además, alineadas con la estrategia global de desarrollo económico del país. Sólo así el impacto económico que el transporte aéreo pudiera tener en la economía alcanzará su máximo efecto. Esto no quiere decir que el país en cuestión se olvide de atender por completo a los otros segmentos de pasajeros, pero sí que debe potenciar la categoría que le supone mayor aporte en términos económicos y sociales, de acuerdo con su estructura productiva y su vocación económica.

Tabla 2.4 Cuadro resumen, estudios sobre el impacto del transporte aéreo y/o el turismo sobre la actividad económica

Autor/Año Estudio	1. Horizonte temporal y frecuencia	2. Región/Ámbito	3. Sector	4. Tema de investigación
Balaguer J. y Cantavella-Jordá M. (2002)	1975-1997 (T)	España	Turismo	Probar la existencia de una relación de largo plazo a través de un modelo de corrección de error entre el crecimiento de la renta del país y los ingresos procedentes del turismo internacional en España
Bourguignon y Darpeix (2016)	1994-2013	Mundial: países en desarrollo	Transporte aéreo	Relación entre el transporte aéreo y el crecimiento económico en diferentes regiones del Mundo. Determinar si algunas regiones del mundo comparten patrones similares a pesar de su diferente grado de desarrollo económico. Empleo de modelos de corrección del error
Bowen J. (2000)	1979-1997	Sudeste asiático	Transporte aéreo	Competencia entre los principales <i>hubs</i> de la región, cambio en los patrones y la accesibilidad en los servicios de transporte en la región del Sudeste asiático
Brida et al. (2007)	1994-2004	Latinoamérica: Argentina, Brasil, Uruguay y México	Turismo	Medición de la contribución del turismo a la economía en un grupo de países de Latinoamérica
Britton et al. (2005)	1994-2003	Europa	Transporte aéreo	Desarrollo de una metodología para la medición de los efectos catalíticos del transporte aéreo sobre la economía europea. Por el lado de la oferta y por el lado de la demanda. Cuantificar los diversos impactos sobre el turismo, el comercio y la inversión. Utilización de un modelo de corrección del error.
Button K. y Taylor S. (2000)	1994	Estados Unidos	Transporte aéreo	Examinar los beneficios que la liberalización e introducción de los servicios de transporte aéreo a nivel internacional pueden tener sobre el desarrollo de un área económica en particular (región). Ganancias de eficiencia a nivel regional al remover restricciones en los servicios de transporte aéreo a nivel internacional

continuación....

Autor/Año Estudio	1. Horizonte temporal y frecuencia	2. Región/Ámbito	3. Sector	4. Tema de investigación
Cuadrado Roura y López Morales (2015)	1995 - 2012	España	Turismo	El turismo, motor del crecimiento y de la recuperación de la economía española. El crecimiento de la economía española ha seguido contando con la contribución esencial del turismo en una etapa de salida de la crisis económica, contribuyendo decididamente a la creación de empleo y al equilibrio de la balanza por cuenta corriente. Destaca su capacidad de arrastre sobre otros sectores productivos de la economía del país.
Dharmawan (2012)	2000-2010	Indonesia	Turismo	Probar la existencia de una relación en el largo plazo a través de un modelo de corrección del error entre el turismo y el crecimiento económico en Indonesia
Hammar skjöld (1969)	1919-1969. Previsiones - 1980	Mundial	Transporte aéreo	Contribución de la industria aérea a la economía, desde una perspectiva histórica. Juega un papel importante en el desarrollo económico mundial, determinando en gran medida al desarrollo nacional de países en desarrollo. Con su crecimiento, su contribución ha excedido su papel de servicio intermedio con el que transportar personas y bienes.
InterVISTAS Consulting Ltd. (2015)	200-2012	Europa	Transporte aéreo	Cuantificar el impacto económico de los aeropuertos europeos y de todos los servicios aéreos relacionados sobre la economía en su conjunto. Efectos indirectos, directos, inducidos y catalíticos.
Ishutkina M. y Hansman R. (2009)	1975-2005	Mundial	Transporte aéreo	Análisis entre la interacción del transporte aéreo y la actividad económica. Identificar patrones de crecimiento entre el tráfico aéreo y el PIB en 139 países
Ivanov S. y Webster C. (2007)	1997-2004	Europa: Chipre, Grecia y España	Turismo	Contribución del turismo al crecimiento económico en los países mediterráneos

continuación....

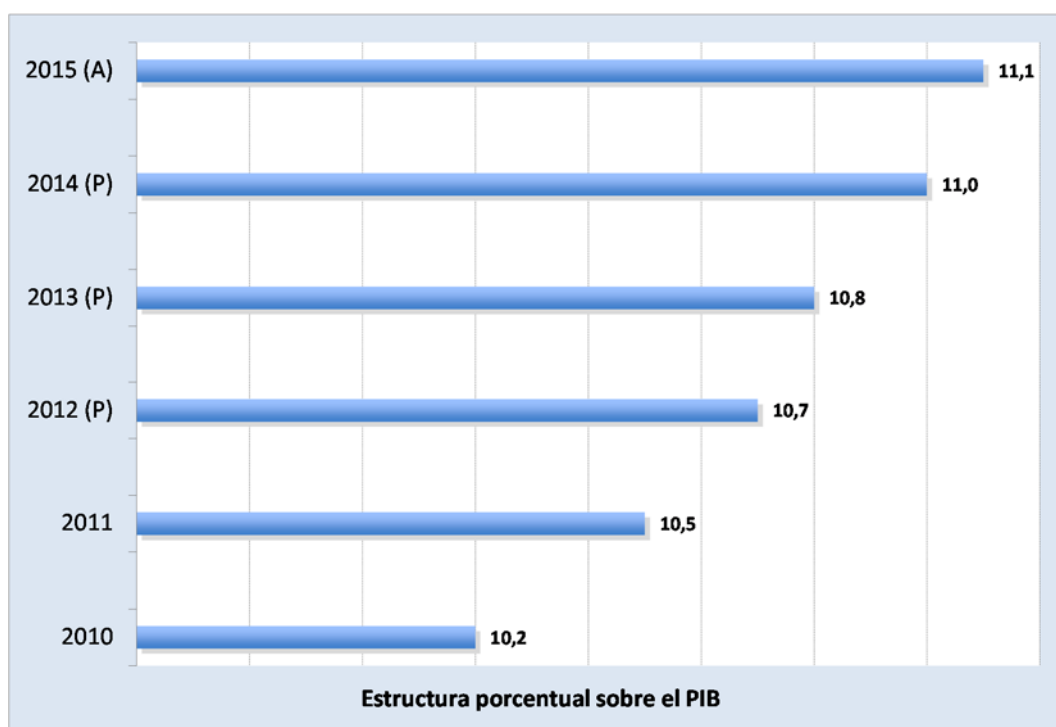
Autor/Año Estudio	1. Horizonte temporal y frecuencia	2. Región/Ámbito	3. Sector	4. Tema de investigación
Kasarda J. y Green J. (2005)	2000	Internacional	Transporte aéreo	Cuantificar y establecer una relación entre el transporte aéreo de carga y el PIB per cápita; y entre el transporte aéreo de carga y la inversión extranjera neta per cápita, así como en el comercio
Oh C-O. (2005)	1975-2001	Corea	Turismo	Probar la existencia de una relación en el largo plazo a través de un modelo de corrección del error entre turismo y el crecimiento económico en Corea
Oxford Economics (2011)	2009	España	Transporte aéreo	Estudio de la contribución del sector aéreo al empleo y a la producción en España, medición de los efectos directos, indirectos, inducidos y catalíticos.
Tam y Hansman (2002)	1995-2006	Estados Unidos	Transporte aéreo	Impacto del transporte aéreo en la conectividad regional y la productividad en los Estados Unidos. Identificación de factores e interdependencia entre la economía nacional y el sistema de transporte aéreo a través de varios indicadores sociales, regionales y financieros. Empleo de un modelo de corrección del error
Yao y Yang (2008)	1995-2006	China	Transporte aéreo	Desarrollo del transporte aéreo y crecimiento económico en China. Determinantes del transporte aéreo en China. Encuentran que el transporte aéreo está relacionado positivamente con el crecimiento económico. Utilización de un modelo de corrección del error

Fuente: Elaboración propia

Como potencia turística internacional, en España el transporte aéreo es un elemento esencial para el sector turístico, de igual manera que el mismo representa un segmento clave dentro de la economía nacional, ilustrado por su importante aportación al PIB y al empleo. Para poner en perspectiva esta situación se puede mencionar que el turismo representa históricamente más del 10% de la economía nacional²⁶ y da empleo a más de 2 millones de personas (INE – CNE, Cuenta Satélite del Turismo, Base 2010)²⁷. Por lo tanto, debido a que el sector turístico es preponderante dentro de la economía española y a la indisociable relación entre el tráfico aéreo y el turismo, bien como servicio intermedio o como parte integrante de la propia industria turística, se hace un especial énfasis en la contribución del turismo a la actividad económica del país, medida ésta en su conjunto a través del PIB.

El intenso crecimiento de la actividad turística en los últimos años ha contribuido positivamente en el proceso de recuperación económica del país a través del efecto multiplicador sobre el conjunto de la actividad productiva nacional. No obstante, el mayor dinamismo del turismo en relación con el conjunto de la economía, ha permitido una continuada ganancia de importancia del valor añadido por las actividades turísticas sobre el PIB español, conforme ilustra el [Gráfico 2.21](#).

Gráfico 2.21 Aportación del turismo al PIB de la economía española (precios corrientes)



Notas: (P): Estimación provisional; (A): Estimación avance

Fuente: Elaboración propia a partir de datos del Instituto Nacional de Estadística (INE)

²⁶ 2015 son los últimos datos disponibles de acuerdo a la Cuenta Satélite del Turismo de España (CSTE) al momento de finalizar el presente trabajo de investigación.

²⁷ En este sentido, es preciso señalar que es un sector muy intensivo en mano de obra, por lo que se trata de uno de los sectores productivos con mayor capacidad para generar empleo. Aunque la parte negativa se encuentra en que dicho empleo se caracteriza por una fuerte componente estacional.

Tabla 2.5 El empleo de las ramas turísticas

Año	Miles de personas	Peso sobre el empleo total nacional
2010	2.349,5	11,6%
2011	2.323,0	11,7%
2012	2.225,6	11,7%
2013	2.197,4	11,9%
2014(P)	2.330,6	12,5%
2015(A)	2.485,6	13,0%

Notas: (P): Estimación provisional; (A): Estimación avance

Fuente: Instituto Nacional de Estadística

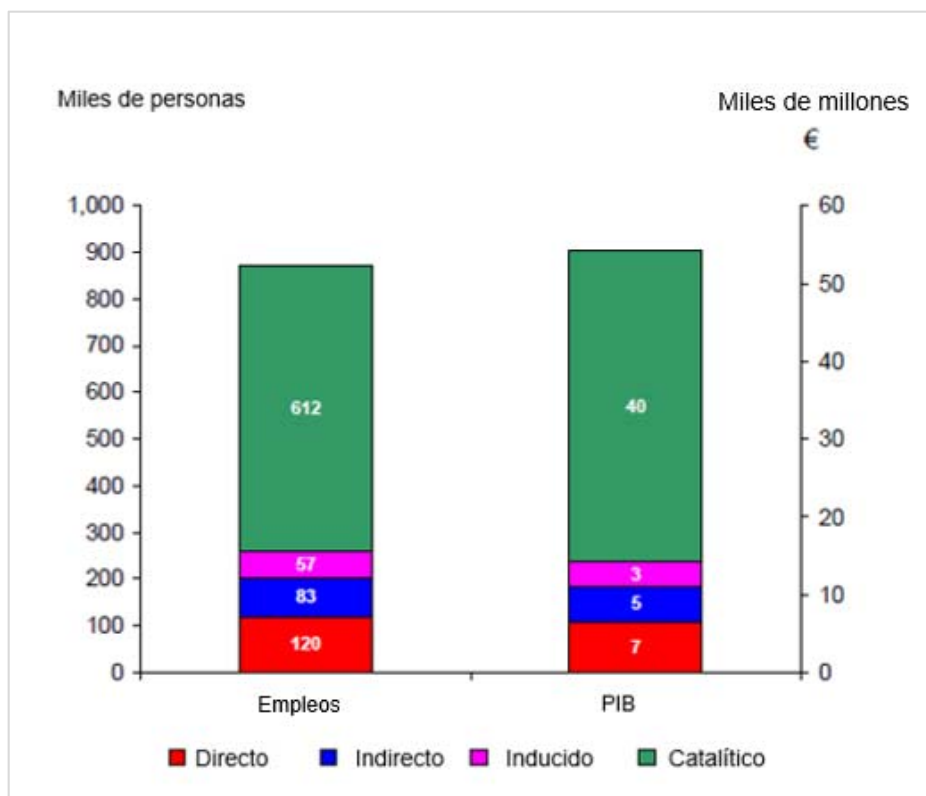
En un estudio realizado por Oxford Economics en el año 2011 sobre los beneficios económicos del transporte aéreo en España, se cifraba la contribución global en el 5,2% del PIB, así como una aportación de 872 mil empleos, considerando todos los efectos posibles: directos, indirectos, inducidos y catalíticos.

Tabla 2.6 Contribución de la aviación al PIB y al empleo en España (2011)

	Directo	Indirecto	Inducido	Total	% Total de la economía
Contribución al PIB (millones euros)					
Aerolíneas	1.570	721	537	2.828	0,3%
Aeropuertos y servicios en tierra	3.701	2.780	2.152	8.634	0,8%
Aeroespacial	1.272	1.010	504	2.786	0,3%
Total	6.543	4.511	3.193	14.248	1,4%
Catalítico (turismo)	17.234	14.413	8.391	40.037	3,8%
Total incluyendo catalítico	23.777	18.924	11.584	54.285	5,2%
Contribución al empleo (miles)					
Aerolíneas	33	13	10	55	0,3%
Aeropuertos y servicios en tierra	72	52	39	162	0,9%
Aeroespacial	15	18	9	43	0,2%
Total	120	83	58	260	1,4%
Catalítico (turismo)	161	301	150	612	3,2%
Total incluyendo catalítico	281	384	208	872	4,6%

Fuente: Oxford Economics (2011)

Gráfico 2.22 Empleo y producción en España apoyado por el sector de la aviación



Fuente: Oxford Economics (2011)

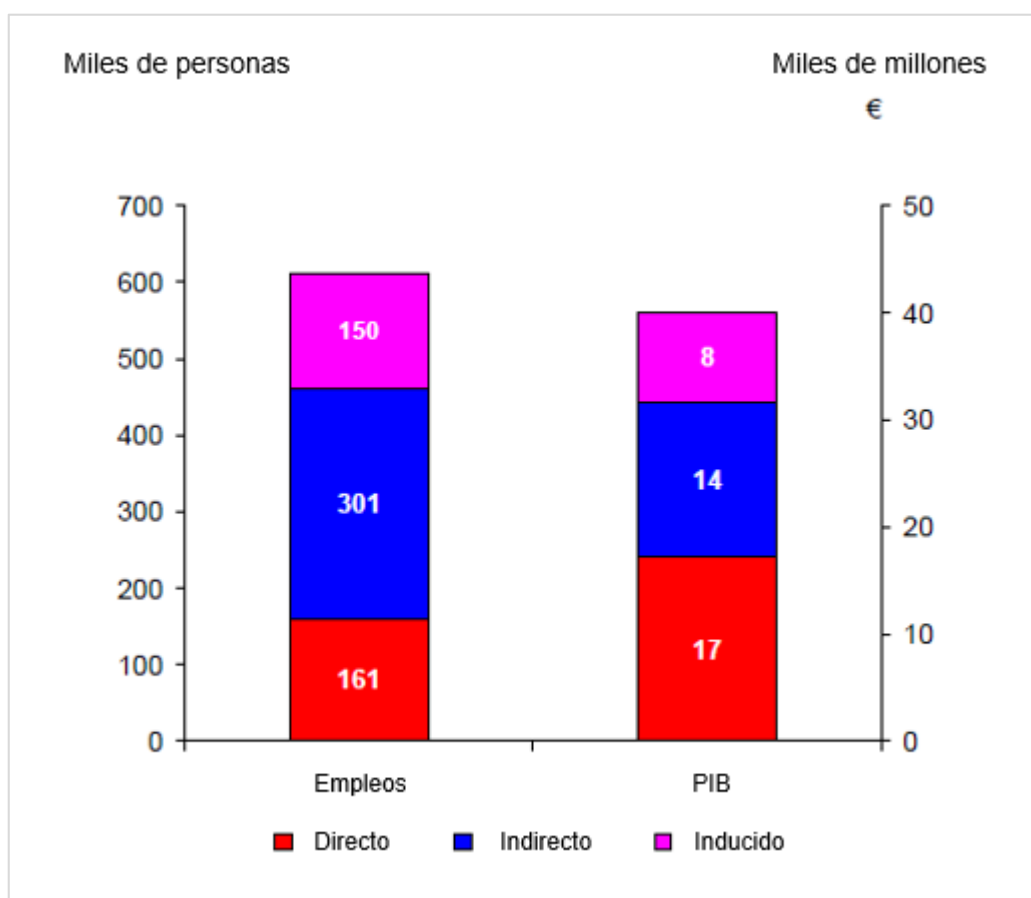
Por efecto catalítico se debe de entender toda la derrama de beneficios asociada con el sector de la aviación, incluyendo las actividades que son apoyadas de alguna forma por el gasto que realizan los visitantes extranjeros que viajan a España por vía aérea²⁸. De esta manera, el turismo, tanto por motivos de placer como de negocios, es un factor que contribuye de manera importante a la economía española. Y de acuerdo a cifras reportadas por el mismo Informe de Oxford Economics (2011), los visitantes extranjeros gastaron más de 42.000 millones de euros anuales en España. Y como se detallará más adelante, más de las tres cuartas partes de estos visitantes llegan a España por vía aérea. Por lo que los pasajeros que llegan por avión probablemente gastaron alrededor de 32.400 millones de euros (Oxford Economics, 2011).

En el mismo sentido, Oxford Economics estimó que en 2009 el sector de viajes y turismo empleó directamente a 496.000 personas y apoyó indirectamente a través de su cadena de valor a otros 1.448.000 puestos de trabajo. Otras 582.000 personas recibieron apoyo a través del gasto de las personas empleadas directa e indirectamente por el sector de viajes y turismo. De estos trabajos, estimaron que 161.000 (directos), 301.000 (indirectos) y 150.000 (inducidos) fueron apoyados por el gasto de los visitantes extranjeros que llegaron por vía aérea. A su vez, el sector de viajes y turismo aportó directamente 53.100 millones de euros a la economía

²⁸ Al tratar de cuantificar los beneficios generados por el sector de viajes y turismo, el estudio elaborado por Oxford Economics (2011) intenta capturar el gasto realizado por turistas y empresas en alojamiento, comida, etc. Excluyendo la tarifa aérea que a su vez está incluida en la estimación del cálculo directo.

española, 69.400 millones de euros indirectamente a través de la producción que apoya su propia cadena de suministro y otros 32.500 millones de euros a través de los efectos inducidos a través del gasto en el consumo. Al considerar únicamente la contribución al PIB vinculada con el gasto en consumo por parte de los visitantes extranjeros que llegan por vía aérea en bienes y servicios producidos en España, el sector aporta directamente 17,2 mil millones de euros a la economía española, 14,4 mil millones de euros indirectamente y otros 8,4 mil millones de euros a través de efectos inducidos (Oxford, 2011).

Gráfico 2.23 Contribución de los viajes y el turismo al PIB español y al empleo



Fuente: Oxford Economics (2011)

En el año 2016, según el Instituto Nacional de Estadística, España recibió 75,6 millones de turistas internacionales, lo que supone un nuevo récord histórico, con 7,4 millones más que el año anterior (variación interanual del 10,9%). De esos 75,6 millones, más de la mitad procedieron los de tres mercados emisores tradicionalmente más representativos: Reino Unido, con más de 17,8 millones; Francia, con 11,4 millones, y Alemania, con 11,2 millones.

Alrededor del 80% de los turistas que llegan al país tienen como principal vía de acceso los distintos aeropuertos, tal y como recoge la [Tabla 2.7](#)

Tabla 2.7 Llegada de turistas internacionales según vía de acceso (2016)

Modos	Total (personas)	Peso sobre el total (%)	Variación anual (%)
Total	75.563.198	100,00	10,9
Aeropuerto	60.582.406	80,2	11,3
Carretera	13.038.391	17,3	4,5
Puerto	1.578.287	2,1	76,0
Ferrocarril	364.115	0,5	6,4

Fuente: INE, Estadística de Movimientos Turísticos en Fronteras (FRONTUR)

En el caso español, este valor expresa perfectamente la vinculación entre turismo y transporte aéreo en los viajes de larga distancia de ámbito internacional, en los términos destacados al inicio del presente capítulo.

Según la Organización Mundial del Turismo, España se situó en el año 2015 como el tercer país del mundo en llegadas de turistas internacionales, con 68,2 millones, superada únicamente por Francia y EE.UU., y seguida de China, Italia, Turquía, Alemania, Reino Unido, México y la Federación Rusa. También ocupaba la tercera posición mundial, y la primera de Europa, por volumen de ingresos procedentes del turismo internacional, con una cifra superior a los 56.000 millones de dólares, siendo superada por EE.UU. (204.500 millones de dólares) y China (114.100 millones). A España le siguen Francia, Reino Unido, Tailandia, Italia, Alemania, Hong Kong y Macao.

Tabla 2.8 Principales destinos turísticos del mundo por llegada de turistas

Rango	Millones
	2015*
1 Francia	84,5
2 Estados Unidos	77,5
3 España	68,2
4 China	56,9
5 Italia	50,7
6 Turquía	39,5
7 Alemania	35,0
8 Reino Unido	34,4
9 México	32,1
10 Federación de Rusia	31,3

Fuente: Organización Mundial del Turismo (OMT-UNWTO), julio 2016; * Cifra provisional

Tabla 2.9 Ingresos por turismo internacional

Rango	Miles de millones USD
	2015*
1 Estados Unidos	204,5
2 China	114,1
3 España	56,5
4 Francia	45,9
5 Reino Unido	45,5
6 Tailandia	44,6
7 Italia	39,4
8 Alemania	36,9
9 Hong Kong (China)	36,2
10 Macao (China)	31,3

Fuente: Organización Mundial del Turismo (OMT-UNWTO), julio 2016; * Cifra provisional

Por otro lado, el importante gasto realizado en el país precisamente por ese turismo receptor, procedente del exterior y que representa, de manera agregada, el volumen de ingresos por turismo del país, que lo sitúan en tercera posición mundial, es determinante en términos de la Balanza de Pagos española. El superávit de la balanza turística (y, por ello, de la Balanza de Servicios) ha amortiguado tradicionalmente el persistente y estructural déficit comercial de la economía española, más acusado en las épocas de expansión económica.

Sin embargo, el impacto de este efecto positivo puede verse minorado si se presentan una o más de las siguientes circunstancias:

- Un crecimiento más acelerado del déficit comercial²⁹.
- Un aumento de las salidas de los turistas españoles al exterior, por cuanto supone un crecimiento de los pagos por turismo³⁰.
- Un menor gasto unitario realizado por los turistas extranjeros que visitan el país.

El **Gráfico 2.24** muestra la evolución del saldo de la balanza por turismo³¹, el saldo deficitario comercial y el porcentaje resultante de poner en relación el superávit de turismo y el déficit comercial.

Con ello, se ilustra que el primer factor de los mencionados –el crecimiento del déficit comercial– es el más relevante si se mira la historia. En cuanto al segundo factor, aun siendo importante el crecimiento de los viajes de residentes españoles al extranjero en los últimos años, todavía se está lejos de las cifras de otros países del entorno económico. Finalmente, en relación con el último factor, es importante tener en cuenta que el gasto medio por persona de

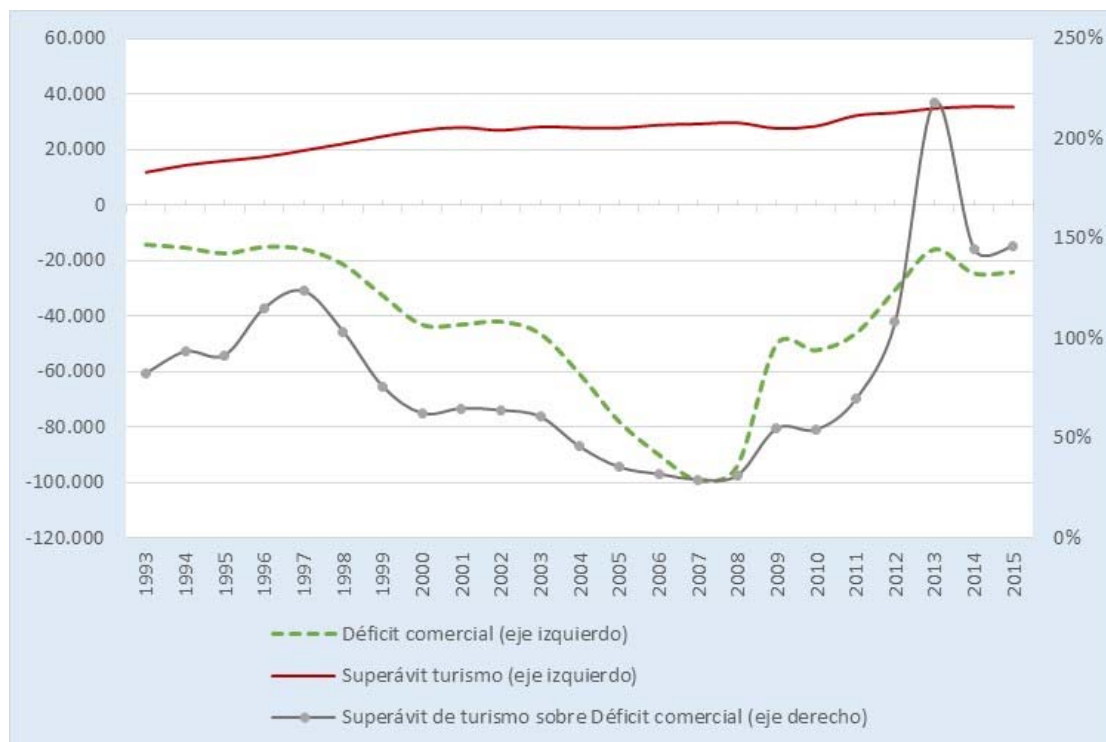
²⁹ Desde el inicio de la crisis en 2008, el déficit comercial ha disminuido progresivamente por la caída de la demanda interna. Sin embargo, en cuanto se aprecia cierta recuperación económica, el déficit comercial vuelve a crecer.

³⁰ Desde el inicio de la crisis en el año 2008, la tendencia creciente de los pagos turísticos del país, por el aumento del turismo emisor, se ha contenido, aunque ha comenzado a reactivarse en los últimos años.

³¹ Saldo balanza por turismo = Ingresos por servicios de turismo - pagos por servicios de turismo.

los turistas extranjeros se ha venido reduciendo en los últimos tiempos, lo que no es recomendable desde el punto de vista de estratégico del sector, y que debería de existir una campaña para competir y atraer a turistas de mayor poder adquisitivo.

Gráfico 2.24 Superávit en turismo frente al déficit comercial (millones euros, %)

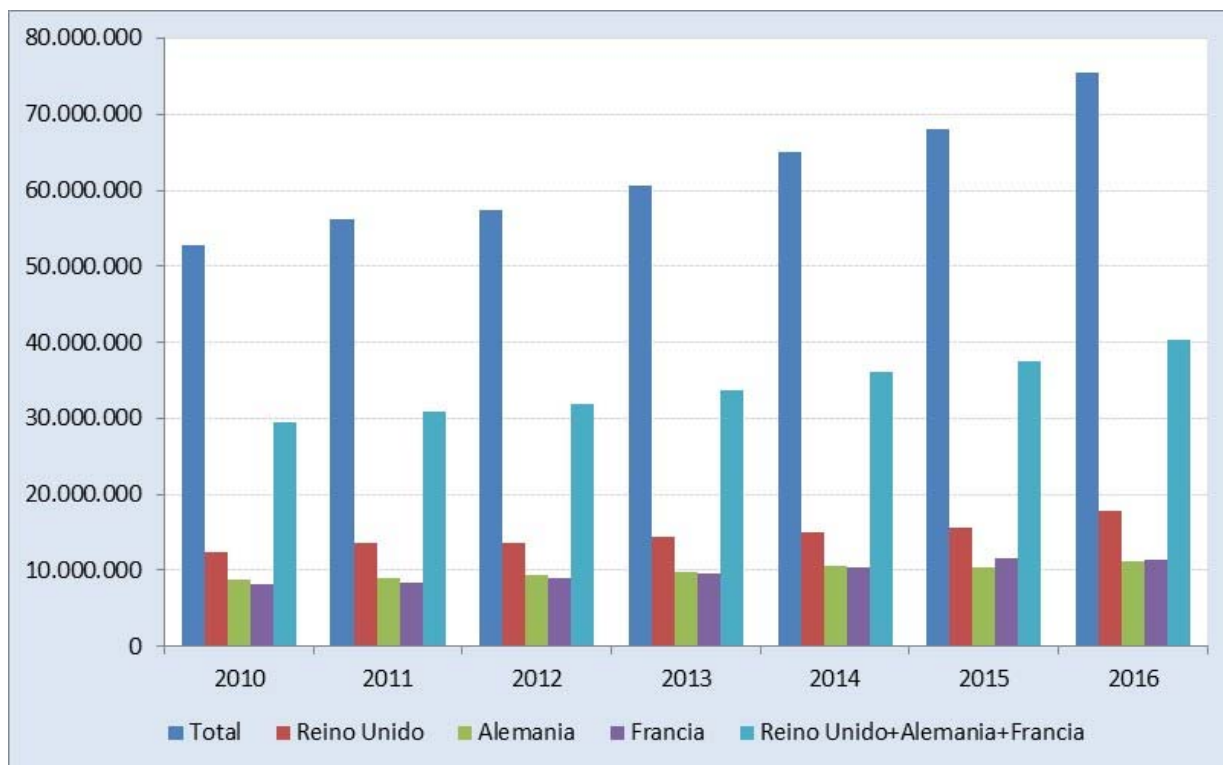


Fuente: Elaboración propia a partir de datos del INE y Banco de España (BdE)

Otra característica importante de la demanda turística mayoritaria en España, la de turismo de litoral, es su concentración en cuanto a destinos y también a mercados emisores. En relación a los destinos se observa una fuerte preferencia por el litoral mediterráneo y los archipiélagos canario y balear, explicado por la tradicional búsqueda del turismo de sol y playa. También por ciudades como Madrid, Barcelona, Sevilla y Granada, en donde otras opciones de turismo, como el urbano, cultural o de negocios han impulsado decididamente el número de visitantes recibidos.

Respecto del origen del turismo receptor, un reducido número de mercados emisores concentran la mayor parte de las llegadas turísticas al país. En los últimos seis años, los turistas procedentes de Reino Unido, Alemania y Francia suponen, en promedio, alrededor del 55% de los turistas extranjeros que llegan al país.

Gráfico 2.25 Principales mercados emisores de turistas internacionales



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del INE e Instituto de Estudios Turísticos (IET). Frontur

El **Gráfico 2.26** muestra la evolución del turismo receptor entre 2000 y 2016, y pone de manifiesto el retroceso que supuso la crisis internacional en términos de llegada de turistas, y la posterior recuperación, motivada en parte por la captación de turistas frente a otras regiones turísticas competidoras, afectadas por la inestabilidad política, conflictos bélicos y el terrorismo, como se ha señalado anteriormente. También, como ya se ha apuntado, la recuperación ha venido motivada por un contexto macroeconómico inusualmente propicio, debido a la conjunción del desplome de los precios del petróleo y la depreciación del Euro frente a la Libra Esterlina y el Dólar norteamericano. Este último hecho ha beneficiado a los destinos españoles de manera doble, debido al abaratamiento de los viajes desde el Reino Unido y Estados Unidos y demás países dolarizados, y a su vez ha encarecido la salida de los turistas europeos fuera de la Zona Euro (Exceltur, 2016). Habrá que observar si en periodos subsiguientes, la salida del Reino Unido –principal mercado emisor- de la Unión Europea, tiene un impacto significativo en la llegada de turistas internacionales a España.

Gráfico 2.26 Evolución de la llegada de turistas internacionales a España



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del INE e Instituto de Estudios Turísticos (IET). Frontur

Por último, otro aspecto importante a destacar en la demanda es la elevada estacionalidad motivada por la fuerte especialización en el tipo de producto que se ofrece: “turismo de sol y playa”. La misma que de, manera obvia, se traslada como ya se mencionó en la sección anterior a los aeropuertos españoles. Evidentemente, Canarias puede resultar una excepción, ya que ofrece relativamente un buen clima a lo largo de todo el año. Por su parte, la oferta turística se caracteriza también por una alta concentración en el litoral y los archipiélagos, y por un fuerte crecimiento de los establecimientos de mayor calidad (hoteles de 4 y 5 estrellas).

3. Modelos y técnicas aplicadas a la predicción del tráfico aéreo

3.1. Marco metodológico

El interés por la predicción económica y empresarial se ha visto favorecido desde mediados del siglo pasado, plausible en las numerosas publicaciones científicas al respecto además del reconocimiento de la academia. Friedman (1953) ya establecía en su metodología de la economía positiva que “el objetivo último de una ciencia positiva es el desarrollo de una teoría o hipótesis que genere predicciones válidas y significativas sobre fenómenos que todavía no se han observado”. La predicción económica como parte intrínseca de la econometría aplicada y ésta, a su vez, de la economía aplicada, por tanto, empírica, sigue el método inductivo en su planteamiento. La era moderna de la econometría aplicada, al menos tal y como la conocemos hoy día, comenzó a principios de los años 40 (López, 2016) y se entiende como el desarrollo y empleo de métodos econométricos para la elaboración de modelos económicos cuantitativos basados en datos económicos reales. En palabras de Hendry (2009), “en el nivel superficial, la econometría aplicada es una aplicación de la econometría”.

Actualmente, en el ámbito concreto de la predicción económica, puede asegurarse un amplio consenso respecto a la utilidad de las predicciones económicas. Poder predecir la evolución de una economía en su conjunto para anticiparse a la toma de decisiones o a la aplicación concreta de políticas económicas es un deseo inherente a todos los analistas económicos, ya sean particulares o institucionales (López, 2016b). La predicción económica, realizada ya sea con visión profesional o académica, es siempre una tarea compleja, supeditada a múltiples condicionantes que interactúan entre sí y a diferentes hipótesis que sostienen el proceso. En esta línea insiste Kleinhenz (2016) cuando se refiere al arte y ciencia de la predicción económica: “La verdad es que el pronóstico económico no es fácil. Mientras tratemos de ser tan cuidadosos, serios y científicos como sea posible, es una mezcla de arte y ciencia. El hecho es que el curso futuro de la economía es incierto, y nadie puede predecir con un alto grado de exactitud cómo sucederán las cosas”.

El empleo de técnicas/modelos estadístico-econométricos es preciso para alcanzar un nivel suficiente de fiabilidad o certeza en el proceso que concierne a la predicción económica (Pulido y López, 1999). En este proceso de predicción, pueden considerarse las indicaciones de Hendry y Richard (1983) para elegir un modelo/técnica satisfactorio: los modelos deben ser consistentes con la teoría subyacente, coherentes con los datos y deben abarcar una amplia gama de modelos rivales. De igual modo, Pulido (2006) recoge el amplio desarrollo de las mejoras en la realización y uso de predicciones económicas destacando, además de una mayor rapidez en la revisión de predicciones: la existencia de datos de partida más fiables y de más rápida difusión, unida a un tratamiento informático más flexible y potente, refuerzo de los equipos de predicción y conexión entre equipos del mundo entero, nuevas técnicas de predicción disponibles en un enfoque más flexible y prospectivo, predominio de la combinación de diferentes técnicas de predicción, tratamiento especial de acontecimientos excepcionales, escenarios y probabilidades de ocurrencia, conexión más estrecha entre productores y

usuarios de la predicción. Armstrong (2001) incide en la evaluación de predicciones alternativas, que señala como una tarea compleja. Aconseja el empleo sistemático de una lista de comprobación que asegure el cumplimiento de unos principios básicos de evaluación del proceso de predicción.

El tipo de información disponible de carácter cualitativo o cuantitativo presente en el proceso de predicción económica, condiciona en buena medida la selección de las técnicas o modelos más adecuados. En el caso de la información cuantitativa, los datos pueden referirse a un fenómeno o variable aislado en el tiempo, o bien a información estadística referida a diferentes variables entre las que se supone existe algún tipo de relación o conexión en términos de causa y efecto. El primer enfoque es propio del análisis de series temporales, en datos de alta frecuencia, con la finalidad de predecir el futuro basándose en una cierta ley estadística o patrón que puede deducirse del comportamiento históricamente observado (Gujarati, 2004). Las técnicas/modelos de predicción aplicadas a datos de alta frecuencia se utilizan en un horizonte de predicción de corto plazo (proyecciones inferiores a un año).

En la Tabla 3.1 se resumen las principales técnicas/modelos a emplear en el proceso de predicción con series temporales con atención a la diferencia del horizonte de predicción. En todo caso, la combinación de técnicas/modelos, en función de la información disponible, es un aspecto a considerar pues posibilita la obtención de predicciones alternativas.

Tabla 3.1 Tipología de técnicas/modelos de predicción con series temporales

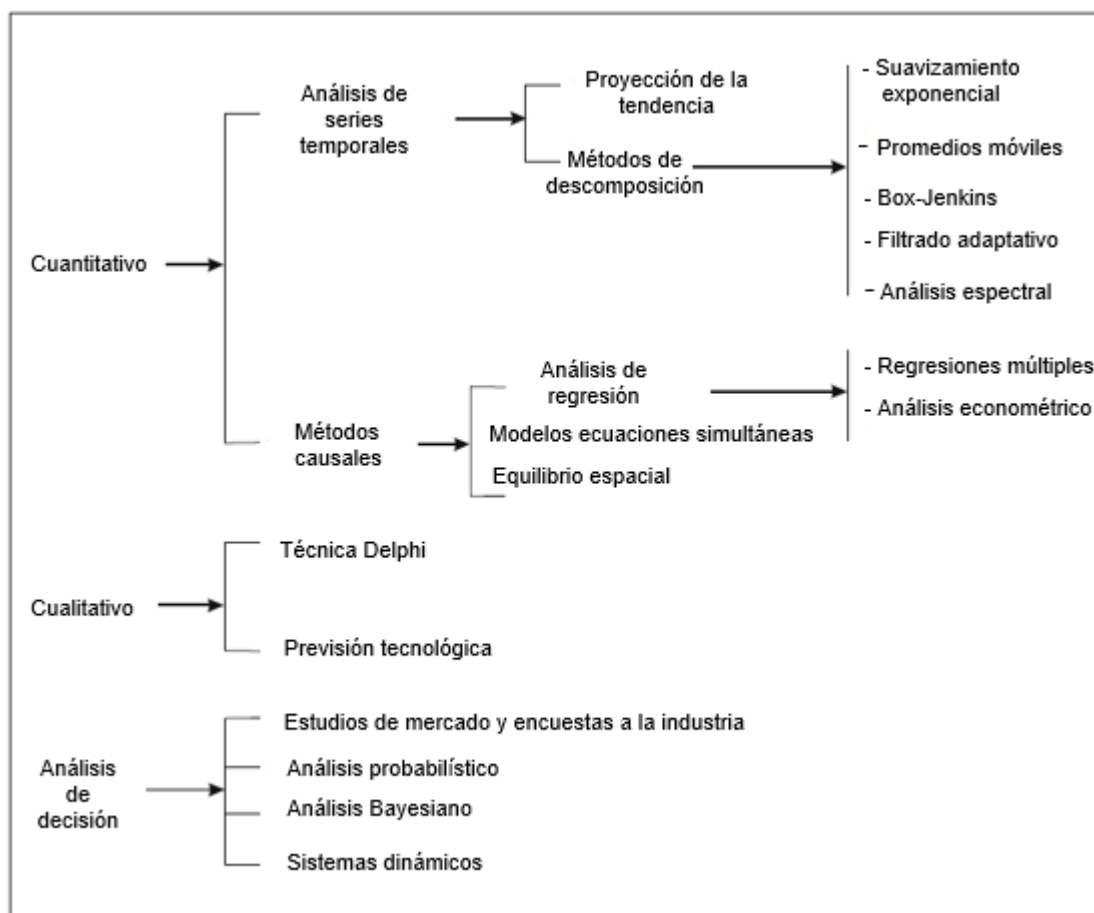
Horizonte de predicción	Técnica/Modelo
Corto plazo	Medias móviles Alisado exponencial (Simple, Brown, Holt Winters) Modelos Autorregresivos integrados de Medias Móviles (ARIMA) Modelos ARIMA con Análisis de intervención Función de transferencia, Modelos SARIMAX Modelos Autorregresivos Condicionales Heteroscedásticos (ARCH, GARCH, EGARCH)
Medio/largo plazo	Ajuste de tendencia Modelos econométricos uniecuacionales y multiecuacionales Modelos de Vectores Autorregresivos (VAR) Modelos de Vectores de Corrección del Error (VEC)

Fuente: López, Flores y Sánchez (2017).

En el caso que nos ocupa, resulta de especial interés considerar, además, el documento “Manual sobre previsiones de tráfico aéreo” elaborado por la Organización de Aviación Civil Internacional (ICAO, 2006), pues proporciona una guía sobre las técnicas/modelos actualmente utilizadas para la elaboración de los pronósticos de tráfico aéreo. El manual detalla las directrices prácticas para la aplicación de dichas técnicas, las ventajas de cada una de ellas, así como los criterios para seleccionar un modelo en particular. Se clasifican las técnicas en tres grandes categorías: cuantitativas, cualitativas y análisis de decisión. Dentro de las técnicas cuantitativas se incluyen a su vez dos subcategorías: los métodos causales y el análisis de series temporales. En este último apartado y dentro de los métodos de descomposición se encuentra la metodología de Box y Jenkins y se sugiere que esta técnica es adecuada para

manejar datos complejos dentro de las series temporales, en las que existen una variedad de patrones tales como la continuación de una tendencia, un factor estacional y un factor cíclico. A su vez, se señala que la metodología de Box y Jenkins es un método bastante flexible y adecuado para pronosticar series a muy corto plazo (ICAO, 2006).

Figura 3.1 Técnicas alternativas de predicción según OACI



Fuente: International Civil Aviation Organization (ICAO-OACI, 2006)

En este trabajo de investigación se recurre a la modelización de series temporales basadas en modelos ARIMA [Autorregresivos (AR), integrados (I) y de medias móviles (MA)], y sus respectivas variantes. Una primera aportación de los modelos ARIMA para el pronóstico del tráfico aéreo de pasajeros fue realizado por Box y Jenkins (1976) aplicado a una serie mensual (periodo 1949-1960) de pasajeros internacionales en el aeropuerto de San Francisco, con diferencias de primer orden no estacional y estacional y con componentes de promedios móviles no estacionales y estacionales de orden 1. Este modelo ARIMA, denominado de “líneas aéreas”, se incorpora en algunos programas informáticos como procedimiento automático de estimación, aplicable a series temporales de frecuencia mensual.

Por tanto, se sigue la metodología habitualmente empleada para abordar las predicciones del tráfico aéreo mensual de pasajeros a corto plazo, por las características que presentan las series correspondientes. Además, en concordancia con otros trabajos (Tsui et al, 2014;

Williams, 2007), se plantea una mejora en la modelización consistente en incorporar a la especificación de un modelo ARIMA una variable explicativa externa (función de transferencia), modelo que se conoce como SARIMAX cuando se aplica a series con estacionalidad.

De cualquier forma, al elegir un modelo/técnica de predicción satisfactorio pueden y deben de considerarse las indicaciones de Hendry y Richard (1983): “los modelos deben ser consistentes con la teoría subyacente, coherentes con los datos y deben abarcar una amplia gama de modelos rivales”.

3.1.1. Metodología Box-Jenkins

Los modelos de series temporales explican el comportamiento de una variable en función de su propio pasado y de los términos de perturbación de carácter aleatorio. En este tipo de modelos se presta especial atención a las tendencias históricas y a ciertos patrones presentes en las series tales como la estacionalidad. Y basados, precisamente, en la identificación de estas pautas se procede a realizar la predicción a futuro de dicha serie temporal.

Por tanto, la modelización de series temporales es un proceso abordable que requiere disponer de las observaciones históricas de la variable, la recopilación de los datos estadísticos y la posterior estimación del modelo. Sin embargo, se podría mencionar como aspecto débil que son técnicas de modelización altamente consumidoras de información. Es decir, se requieren series históricas relativamente largas para su correcta implementación³². Sin embargo, en ciertas ocasiones, en la práctica, la información es limitada, y la aplicación de la técnica está supeditada a esta disponibilidad de información. En conclusión, se debe de aplicar la metodología más adecuada con los datos realmente disponibles en el momento.

De esta forma, los modelos de series temporales han sido ampliamente utilizados en la modelización y previsión del tráfico aéreo con la prevalencia de los modelos autorregresivos integrados y de medias móviles (ARIMA). De acuerdo con Zhang (2003) su amplia aceptación y uso puede deberse a que están basados en pocos supuestos y son fáciles de estimar mediante la metodología recursiva propuesta inicialmente por Box-Jenkins en 1970. Y muchas veces pueden superar a las estimaciones basadas en modelos más complejos (modelos econométricos multiecuacionales, por ejemplo). Además, existe un amplía literatura teórica y empírica sobre series temporales desarrollada en los últimos años.

Las series temporales son observaciones de una variable en diferentes intervalos del tiempo. Esos periodos de tiempo pueden ser diarios, semanales, mensuales, trimestrales, anuales, etc. Así, por ejemplo, si se define a una serie temporal como Y_{ik} , la letra índice i toma los valores desde $1, 2, \dots, N$ (que representa la referencia temporal, ya sean meses o años, por ejemplo).

³² Box y Jenkins recomiendan un mínimo de 50 observaciones para un modelo ARIMA. Sin embargo, cuantos datos se necesitan dependen del tipo de modelo estadístico empleado y de la cantidad de variación aleatoria presente en los datos, (Hyndman & Kostenko, 2007).

La teoría clásica establece que las series temporales están integradas por cuatro elementos, cuyas variaciones o movimientos se pueden descomponer de alguna forma. Dichos componentes son: tendencia, estacionalidad, ciclo y variaciones de carácter residual o irregular. La *tendencia* dentro de una serie temporal viene dada por su movimiento a largo plazo. La *estacionalidad* son variaciones o movimientos iguales o inferiores a un año y que se repiten de manera consistente e identificable en dicho periodo. La principal causa que invita a analizar y estudiar el componente estacional dentro de las series económicas, es que dicho factor estacional provoca una distorsión del verdadero movimiento de la serie. Por lo que se recurre a técnicas estadísticas de desestacionalización para tratar de eliminar esas oscilaciones y capturar el movimiento real de la serie. El componente *cíclico*, son variaciones que se producen en un periodo mayor a un año y cuyo movimiento se repite en etapas de mayor duración (ciclos) y caracterizado por movimientos oscilantes alrededor de la tendencia. El ciclo en ocasiones es difícil de identificar, ya que a diferencia de la tendencia, que es un movimiento general y de largo plazo dentro de la serie, y de las variaciones estacionales, que suceden siempre en el mismo periodo, los ciclos tienen un periodo cambiante y difícil de detectar, siendo en ocasiones frecuente la superposición de algunos ciclos. Por último, las variaciones residuales se caracterizan por ser movimientos que no muestran ningún patrón reconocible, sistemático o regular y que afectan a la serie de manera totalmente casual y no permanente. Por tanto, se puede establecer que una serie temporal Y_t es una función que depende de estos cuatro componentes:

$$Y_t = f(T_t, C_t, S_t, E_t)$$

Como se ha indicado previamente, las diferentes formulaciones econométricas empleadas en este trabajo de investigación para predecir la demanda futura del tráfico de pasajeros, están basadas en la extendida y bien conocida metodología desarrollada por Box y Jenkins sobre series temporales, también conocida como modelos de tipo ARIMA. Detallamos ahora su planteamiento general.

Los modelos ARIMA se construyen empíricamente a partir de la propia serie de tiempo observada, y básicamente dependen de tres componentes subyacentes e inherentes al proceso. El término autorregresivo (AR), el integrado (I) y el de media móvil (MA). En la práctica, el procedimiento de Box-Jenkins consiste en encontrar el orden (p) para el proceso autorregresivo, el orden (q) para el proceso de media móvil, y un nivel de diferenciación (d) que, en conjunto, permita construir el modelo que se ajuste mejor a la serie histórica de datos y que, además, realice predicciones de una manera certera y fiable.

De esta forma, a diferencia de los modelos de regresión tradicional, en los cuales Y_t está explicada por k variables regresoras: $X_1, X_2, X_3, \dots, X_k$, en los modelos de series de tiempo del tipo ARIMA, Y_t puede ser explicada por valores pasados o desplazados de sí misma, y por los términos estocásticos de error (Gujarati, 2004).

El caso general para describir un proceso autorregresivo (AR) en donde el valor actual de la variable (Y_t) depende únicamente de los valores anteriores de ella misma (Y_{t-k}), y de los choques contemporáneos (ε_t) es el siguiente:

$$Y_t = \alpha + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

De la misma forma, el caso general para un proceso de medias móviles (MA), en donde el valor actual de la variable depende de los shocks aleatorios que ha experimentado el proceso en el pasado, se puede representar de la siguiente forma:

$$Y_t = \alpha + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Por lo tanto, un proceso combinado ARMA (p, q) se representa como:

$$Y_t = \alpha + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Despejando, reordenando términos y aplicando el operador de retardos B se obtiene:

$$Y_t = \alpha + \frac{(1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)}{(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)} \varepsilon_t$$

El proceso integrado d indica el grado de diferenciación que se requiere para transformar la serie en estacionaria, condición importante dado que los modelos ARIMA sólo pueden ser utilizados cuando las series involucradas presentan la condición de estacionariedad. La estacionariedad de una serie implica que la media y la varianza del proceso sean constantes en el tiempo. En la práctica, se refiere a que la serie no presente tendencia y que, además, tenga un grado de dispersión parecida en cualquier momento del tiempo. Por tanto, la estimación de los parámetros de un modelo ARIMA exige que el proceso estocástico subyacente que generó la serie no cambie con respecto al tiempo. Si las características del proceso estocástico varían a lo largo del tiempo, se dice que el proceso no es estacionario.

El modelo general de tipo ARIMA planteado por Box-Jenkins es considerado como un modelo ARIMA (p, d, q) no estacional. Sin embargo, la estacionalidad es muy común, y está presente en innumerables series de tiempo³³. Para lograr capturar estos efectos se desarrollaron los modelos ARIMA estacionales (P, D, Q) que consideran estos patrones estacionales trimestrales, semestrales o anuales presentes en las series de tiempo. De esta forma, la combinación de los modelos ARIMA (p, d, q) no estacionales con los ARIMA (P, D, Q) estacionales da a lugar al denominado modelo SARIMA (p, d, q) \times (P, D, Q), también conocido como ARIMA multiplicativo.

Los procesos autorregresivos integrados (con diferencias regulares y estacionales) y de medias móviles, y que, además, incorporan componentes estacionales, tanto autorregresivos como de medias móviles, ARIMA (p, d, q) \times (P, D, Q), se pueden representar en su forma general como:

$$(1 - B)^d (1 - B^s)^D Y_t = \alpha + \frac{(1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)(1 - \Theta_1 B^s - \dots - \Theta_Q B^{sQ})}{(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_P B^{sP})} \varepsilon_t$$

donde:

³³ Y las series de pasajeros aéreos utilizadas en este estudio no son la excepción, ya que contienen una fuerte componente estacional.

d = número de diferencias regulares, D =número de diferencias estacionales, s =amplitud estacional, α =constante óptima, q =número de componentes de medias móviles, Q = número de componentes de medias móviles estacionales, θ 's=coeficientes de medias móviles, Θ 's=coeficientes de medias móviles estacionales, p =número de componentes autorregresivos, P =número de componentes autorregresivos estacionales, ϕ 's=coeficientes de los autorregresivos, Φ 's=coeficientes de los autorregresivos estacionales. O en su forma más compacta:

$$(1 - B)^d(1 - B^s)^D Y_t = \alpha + \frac{\theta(B)\Theta(B^s)}{\phi(B)\Phi(B^s)} \varepsilon_t$$

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$$

$$\Theta(B^s) = (1 - \theta_1 B^s - \dots - \theta_Q B^{sQ})$$

$$\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\Phi(B^s) = (1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_P B^{sP})$$

El modelo autorregresivo y de medias móviles tradicional ARMA (p, q), puede extenderse para considerar el efecto que tendría sobre la serie Y_t la inclusión de una o más variables exógenas, lo que daría lugar a los llamados modelos ARMAX (p, q), cuya forma general es:

$$Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \sum_{k=1}^r \beta_k X_{t-k} + \varepsilon_t$$

O en su forma más compacta y considerando el operador de retardos B :

$$\phi(B)Y_t = \alpha + \theta(B)\varepsilon_t + X'_t \beta$$

Por lo tanto, el vector X' contiene los valores de las r variables exógenas en el tiempo t , cuyos coeficientes están expresados por β .

También se pueden incluir componentes estacionales en un modelo ARIMAX, lo que genera los modelos SARIMAX (p, d, q) \times (P, D, Q). Asumiendo que la serie Y_t es estacionaria, el modelo adopta la forma:

$$\phi(B)\Phi(B)Y_t = \alpha + \theta(B)\Theta(B)\varepsilon_t + X'_t \beta$$

Una vez expuesto el proceso teórico, Box y Jenkins plantearon una metodología para el tratamiento y modelización de las series temporales basada en los siguientes pasos:

1. *Datos de la serie:* Como se mencionó, Box y Jenkins recomiendan como mínimo contar con unas 50 observaciones históricas de la serie temporal para modelizar bajo el enfoque ARIMA y poder obtener resultados fiables. Y en el caso de series mensuales, algunos autores recomiendan trabajar con entre seis y diez años de información, ya que esta metodología es una gran “consumidora” de datos.
2. *Representación gráfica de los datos:* Resulta de utilidad mostrar los datos de la serie de manera gráfica para decidir sobre aspectos como la estacionariedad y la estacionalidad de la misma.
3. *Transformación de la serie:* Se requiere realizar una transformación logarítmica si se concluye que la serie es no estacionaria en varianza, incluso es relativamente frecuente aplicar dicha transformación en series de datos con una dispersión relativamente constante a lo largo del tiempo. En el mismo sentido, si al realizar el análisis gráfico de la serie se denota alguna tendencia es necesaria corregirla para transformar estacionaria la serie en media. El tipo de transformación aplicado más frecuente dentro de las series económicas es calcular las primeras diferencias de los datos.
4. *Identificación y/o selección del modelo:* En esta etapa se selecciona el modelo más adecuado que describa el fenómeno. Es decir, se identifican el orden de los procesos autorregresivos y de medias móviles tanto en la parte regular como en la parte estacional. Las herramientas técnicas utilizadas para realizar dicha identificación son las funciones de autocorrelación (**FAC**) y autocorrelación parcial (**FACP**). Estas funciones, juntos con los correlogramas resultantes (los gráficos de FAC y FACP) son los principales instrumentos de identificación del modelo y se definen de la siguiente manera. Siguiendo a Gujarati (2004), en la práctica sólo se cuenta con la realización de un proceso estocástico, por lo que únicamente se puede calcular la función de autocorrelación muestral, $\widehat{\rho}_k$. Entonces el primer paso consiste en calcular la covarianza muestral al retardo k , $\widehat{\gamma}_k$, y la varianza muestral, $\widehat{\gamma}_0$, que están definidas como:

$$\widehat{\gamma}_k = \frac{\sum (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{n}$$

$$\widehat{\gamma}_0 = \frac{\sum (Y_t - \bar{Y})^2}{n}$$

Donde n es el tamaño de la muestra y \bar{Y} es la media muestral. Por lo tanto, la función de autocorrelación muestral al retardo k es:

$$\widehat{\rho}_k = \frac{\widehat{\gamma}_k}{\widehat{\gamma}_0}$$

Que es, simplemente, la razón entre la covarianza y la varianza, y el gráfico de $\widehat{\rho}_k$ frente a k es el correspondiente correlograma de la función de autocorrelación.

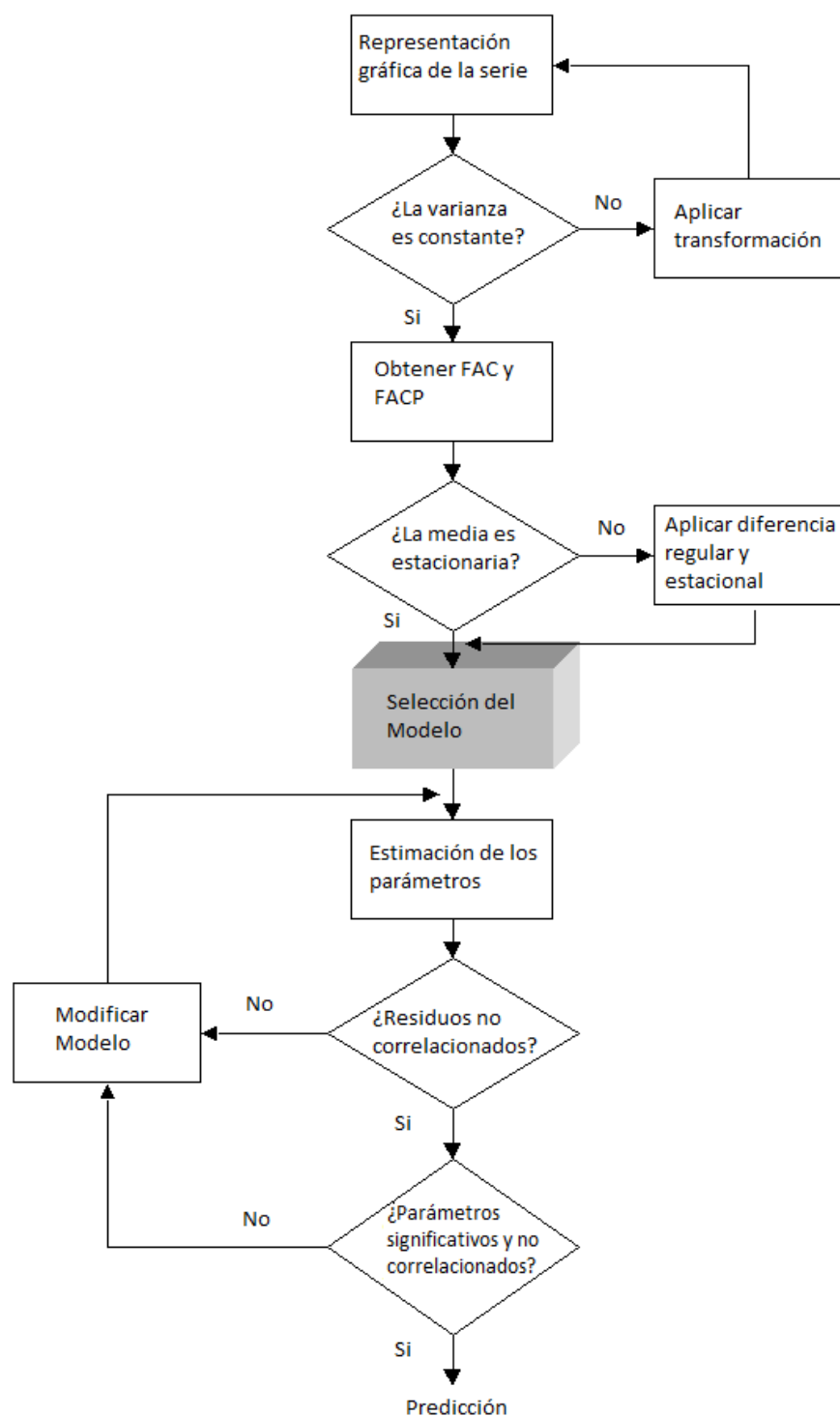
En lo que respecta a la FACP, el primer término de la función se puede denotar como Φ_{11} , que puede calcularse transformando la serie X_t en desviaciones respecto a su media muestral tal que: $Y_t = X_t - \bar{X}$. Posteriormente, se estima la regresión: $Y_t =$

$\phi_{11}Y_{t-1} + u_t$. La pendiente estimada de esta regresión es ϕ_{11} , que es justo el primer valor de la función de autocorrelación parcial. El segundo valor de la función de autocorrelación parcial, ϕ_{22} se estima mediante la regresión: $Y_t = \phi_{21}Y_{t-1} + \phi_{22}Y_{t-2} + u_t$. El tercer valor se estima de manera análoga y así sucesivamente. Entonces la FACP puede estimarse mediante una sucesión de regresiones, en la que cada una de éstas contiene como variable explicativa un retardo más que la anterior, y en la cual sólo resulta de interés el coeficiente estimado del retardo más alto: $\phi_{11}, \phi_{22}, \phi_{33}, \dots$ que son los valores estimados de la función de autocorrelación parcial.

El objetivo es obtener el mejor modelo posible que explique la serie de una manera sobria. Es decir, aplicando el principio de “parsimony”, parquedad, por lo que debe de contener todos los elementos necesarios, pero los mínimos para explicar el fenómeno en cuestión.

5. *Estimación de los parámetros del modelo*: Una vez seleccionado el modelo se procede a la estimación de los coeficientes del modelo, mediante un *software* estadístico-econométrico.
6. *Contraste de validez del modelo*: Se valora la adecuación del modelo con base en los contrastes habituales de significatividad de los parámetros, suma de cuadrados de los errores, coeficiente de determinación, etc.
7. *Análisis de los residuos*: Las diferencias entre los valores reales y los estimados por el modelo deberán de comportarse como ruido blanco, es decir, los residuos estimados tienen un comportamiento puramente aleatorio. En otras palabras, deberá de comprobarse que dichos residuos no estén correlacionados ni presentar un comportamiento sistemático.
8. *Predicción*: Con base en los resultados obtenidos en los puntos anteriores, debe de estar en condiciones de seleccionar el modelo más apropiado que sirva para realizar pronósticos. Esta selección se realiza atendiendo a ciertos valores estadísticos y contrastes paramétricos y no paramétricos del modelo.

Figura 3.2 Esquema metodología Box-Jenkins



Fuente: Box y Jenkins (2008)

3.1.2. Análisis de intervención y función de transferencia

Frecuentemente, las series de tiempo se ven influenciadas por eventos de carácter externo, algunos con incidencia positiva y otros con efecto negativo. Entre los cuales se pueden mencionar: huelgas, epidemias, catástrofes naturales, actos de terrorismo, fiestas, vacaciones, cambios de política comercial y/o económica, etc., y de manera general por cualquier acontecimiento imprevisto. Dicho esto, y siguiendo el argumento de Cabrer (2005), al estudio de tales acontecimientos extraordinarios dentro del contexto de las series temporales, cuando se conoce con exactitud la fecha del evento extraordinario y la duración del mismo, se le denomina análisis de intervención.³⁴

Los métodos estadísticos que engloban el análisis de intervención tienen como principal función evaluar los efectos de dichos acontecimientos externos sobre la serie temporal. De manera general, dichos efectos sobre la serie de tiempo se presentan a través de un primer impacto en un momento determinado, y el cual tiene a su vez un cierto perfil de duración a lo largo del tiempo. Existen diferentes tipologías de variables de intervención, las más sencillas son las llamadas variables impulso o bien las variables de tipo escalón. Las variables de tipo impulso se especifican a través de una variable *dummy*, la cual toma el valor de uno en el momento en que el impacto del hecho extraordinario sucede, y cero en los periodos subsiguientes tal que:

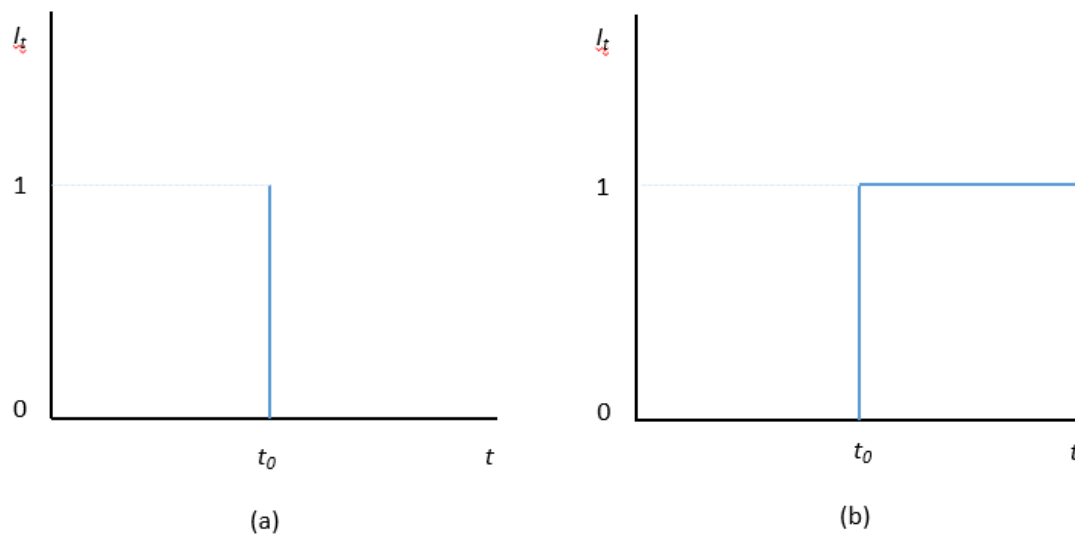
$$I_t = \begin{cases} 1, & \text{en el momento en el que ocurre el evento extraordinario} \\ 0, & \text{en cualquier otro periodo} \end{cases}$$

La variable de tipo escalón se define mediante una variable que toma el valor “cero” para todos aquellos periodos de tiempo anteriores al impacto imprevisto, y el valor “uno” para todos los periodos siguientes al evento sorpresivo o extraordinario.

$$I_t = \begin{cases} 1, & \text{en el momento en el que ocurre el evento y en los periodos subsiguientes} \\ 0, & \text{en cualquier otro periodo} \end{cases}$$

³⁴ Existe otra categoría de análisis que surge cuando se desconocen por completo las causas y fechas de los eventos imprevistos que afectan la serie, que se denomina análisis de *outliers* o de puntos atípicos y que se detalla más adelante.

Gráfico 3.1 Variables *dummy* de tipo impulso o escalón



Nota: (a): variable de tipo impulso, (b): variable de tipo escalón

Existen, además, otros patrones más elaborados que se derivan de los anteriores, los cuales consideran una mayor o menor intensidad del inicio del impacto, así como una mayor o menor duración del tal efecto a lo largo del tiempo. Por lo tanto, se pueden dar distintas combinaciones de intervención a partir de dichas características:

- Impacto alto y persistencia del efecto.
- Impacto alto y efecto transitorio.
- Impacto progresivo y persistencia del efecto.
- Impacto progresivo y efecto transitorio.

Como se mencionó anteriormente, cuando se desconoce la fecha exacta de inicio y de la duración del impacto del acontecimiento externo se recurre al análisis de *outliers* o puntos atípicos para detectar este hecho dentro de la serie de tiempo. Desde una perspectiva puramente estadística, el hecho de ignorar los puntos atípicos de la serie hace que se viole el principio de normalidad. Este mismo punto servirá de partida para detectar posibles puntos anómalos a lo largo de la serie temporal. De esta forma, si se estandariza la serie a través de restar la media y dividir por su desviación típica y se representa de manera gráfica, es posible observar ciertos puntos atípicos que superen con creces el valor de la desviación típica estimada (Cabrer, 2005). Estos puntos deberían ser objeto de atención.

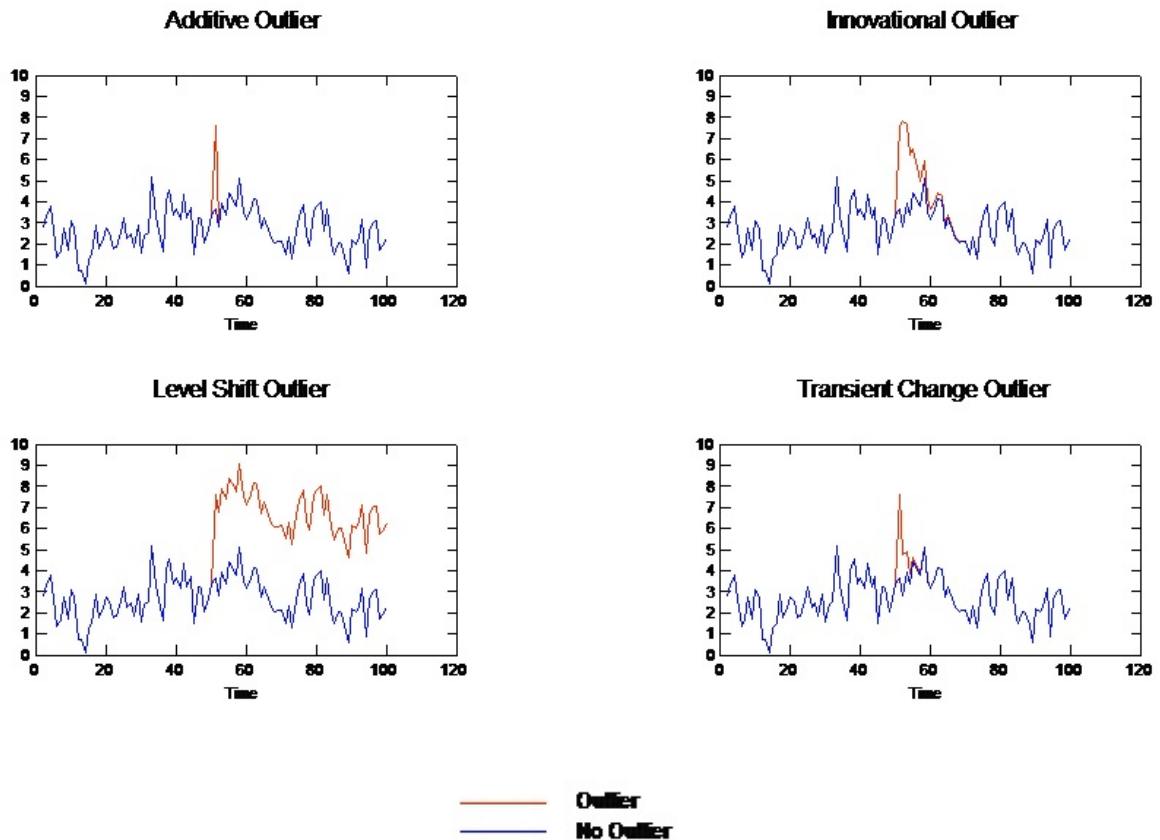
La detección previa y el posterior tratamiento de los puntos atípicos es importante dentro del análisis de las series temporales, ya que permite mejorar la especificación y la estimación del modelo en cuestión. Cabe señalar que es a partir de estos resultados obtenidos como posteriormente se construyen las predicciones, por lo tanto el tomar en cuenta dichos *outliers* conducirá a obtener predicciones más cercanas a la realidad o, al menos, más ajustadas.

Por lo tanto, la detección oportuna y el tratamiento de los puntos atípicos permite ampliar el conocimiento sobre el comportamiento y evolución de la serie, proporcionando información útil sobre el momento en que el fenómeno impacta en la serie, así como en el patrón de transmisión del mismo. Así mismo, la existencia de puntos anómalos dentro de la serie puede alterar la especificación y estimación del modelo al cambiar la estructura y propiedades de los estimadores calculados. Además, puede ayudar en el análisis de intervención, ya que a veces es difícil conocer con exactitud la fecha de inicio del suceso extraordinario o simplemente se ignora, y en algunos casos es común que el impacto del evento se dé en periodos posteriores a la verdadera fecha de inicio del suceso. Finalmente, si se consideran los valores atípicos dentro de la serie, la calidad de las predicciones puede verse afectada de manera positiva en algunos casos.

La literatura sobre *outliers* o puntos atípicos identifica generalmente cuatro tipos:

- Valor atípico aditivo (**AO**): este tipo de valor surge como un dato repentinamente alto o bajo dentro de la serie y se produce en una única observación. Los siguientes valores no se ven afectados bajo este tipo de *outlier*. Este suceso externo y que afecta a la serie temporal en un único momento se puede especificar a través de una variable *dummy*, como la descrita en la Gráfico 3.1 (a).
- Valor atípico innovador (**IO**): el valor atípico innovador tiene como característica principal que el impacto inicial propaga sus efectos sobre las observaciones siguientes.
- Valor atípico de cambio de nivel (**LS**): en el cambio de nivel, como su nombre lo indica, todas las observaciones después del impacto inicial se desplazan hacia una nueva cota. Y a diferencia de los valores atípicos aditivos, este tipo de *outlier* tiene influencia sobre diversas observaciones y, además, tiene un carácter permanente, ya que su efecto persiste a lo largo del tiempo.
- Valor atípico de cambio temporal (**TC**): los valores atípicos de cambio temporal son parecidos a los valores atípicos de cambio de nivel. Sin embargo, se diferencian debido a que su efecto posterior desciende progresivamente en las siguientes observaciones hasta volver al nivel inicial.

Gráfico 3.2 Diferentes tipos de valores atípicos dentro de una serie temporal



Fuente: IBM SPSS Statistics

Regresando a la representación de un modelo ARIMA (p,d,q) expuesta anteriormente, y siguiendo el planteamiento de Justel (1994), para una serie temporal Y_t tal que:

$$\phi(B)\nabla^d Y_t = \theta(B)\varepsilon_t$$

En donde B es el operador de retardo, $BY_t = Y_{t-1}$, $\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$ y $\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$ son, respectivamente, los polinomios autorregresivo y de media móvil, $\nabla = 1 - B$, d es el número de veces que se debe de aplicar el operador ∇ para hacer la serie estacionaria, y ε_t son las perturbaciones aleatorias.

Para el caso de un valor atípico del tipo **AO**, si en el momento $t=T$ ocurre un evento de tales características de magnitud ω_A , la serie que se observa es z_t con la siguiente relación con Y_t

$$z_t = \begin{cases} Y_t & t \neq T \\ Y_t + \omega_A & t = T \end{cases}$$

Si se representa al valor atípico aditivo con variables tipo *dummy* el modelo correspondiente sería el siguiente:

$$\pi(B)(z_t - \omega_A I_t^{(T)}) = \varepsilon_t$$

En donde $I_t^{(T)}$ es una variable dicotómica tal que:

$$I_t^{(T)} = \begin{cases} 0 & t \neq T \\ 1 & t = T \end{cases}$$

y en donde:

$$\pi(B) = \nabla^d \phi(B) / \theta(B) = 1 - \pi_1 B - \pi_1 B^2 \dots$$

Para el caso del valor atípico tipo (IO), el cual como se señalaba, afecta a la observación inicial en la que se presenta y además se propaga a las siguientes observaciones con pesos ψ_i , donde $\psi(B) = \theta(B) / \phi(B) \nabla^d$. Y si z_t es la serie observada bajo un valor atípico de la forma (IO) en $t=T$, entonces el modelo resultante es el siguiente:

$$z_t = \psi(B)(\omega_I I_t^{(T)} + \varepsilon_t)$$

En donde z_t , como se mencionó es la serie observada, ω_I es el tamaño del atípico e $I_t^{(T)}$ es una variable dicotómica.

De esta manera, la detección de los valores atípicos dentro de una serie de tiempo involucra determinar de una manera consistente y precisa la ubicación, el tipo y la magnitud de los *outliers* presentes dentro de dicha serie temporal. El estudio de Tsay (1988)³⁵ desarrolla el proceso para la identificación de los valores atípicos de cambio de nivel (**LS**) y de tipo temporal (**TC**). Y, de acuerdo a las definiciones presentadas anteriormente, un cambio de nivel en $t=T$ es un cambio brusco y repentino dentro de la serie y cuyo efecto se mantiene sobre la serie de forma permanente. Por el contrario, si decae de manera exponencial se trata de un cambio temporal o transitorio. El modelo para un valor atípico del tipo **LS** en el momento $t=T$ es:

$$\pi(B) \left(z_t - \omega_L S_t^{(T)} \right) = \varepsilon_t,$$

En donde z_t , es la serie observada, ω_L es la magnitud del cambio de nivel y $S_t^{(T)} = I_t^{(T)} / (1 - B)$ es una variable de tipo escalón que toma el valor de 0 cuando $t < T$ y el valor de 1 cuando $t \geq T$. Por último, el modelo para una serie que presenta un valor atípico del tipo temporal en $t=T$ es:

$$z_t = \frac{\omega_{TC}}{1 - \delta B} I_t^{(T)} + \frac{1}{\pi(B)} \varepsilon_t,$$

En donde ω_{TC} es la magnitud del cambio y δ es un parámetro que varía entre 0 y 1.

³⁵ El mecanismo propuesto por Tsay para la identificación de puntos atípicos deterministas es un proceso iterativo para detectar el cambio de nivel de la media dentro de la serie. El procedimiento involucra la comparación de un modelo de serie temporal que se asume que no presenta valores atípicos, frente a otro que si los contiene. Las diferencias existentes entre los distintos modelos permiten calcular el efecto de tratar cualquier punto como un valor atípico.

Ahora se introducirá el concepto del modelo de función de transferencia. De acuerdo al modelo univariante presentado anteriormente en la sección 3.1.1. éste mismo puede volver a plantearse de la siguiente forma:

$$\phi(B) z_t = \theta(B) \varepsilon_t$$

En donde $\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$ es al igual que en el desarrollo anterior, el operador polinomial de retardos del proceso autorregresivo de orden p sobre la variable z_t .

Y en donde $\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$ es, de la misma forma, el operador polinomial de retardos del proceso de medias móviles de orden q definido sobre el término de error ε_t que cumple con los preceptos habituales de media cero, varianza constante y la no presencia de autocorrelación.

A partir de este momento y siguiendo el desarrollo de Púlido y Pérez (2001), al despejar el término z_t el modelo univariante toma la siguiente expresión:

$$z_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \varepsilon_t$$

Entonces z_t puede interpretarse como el *output* producido por el efecto de un filtro lineal cuyo input es una variable aleatoria de error que se comporta como ruido blanco (media cero, varianza constante y la no presencia de autocorrelación). La función de transferencia del filtro está definida por el cociente de los dos polinomios de retardos $\theta(B)/\phi(B)$.

El planteamiento y los métodos de los modelos univariantes cambia al introducir nuevas series temporales, por tanto es necesario construir un nuevo modelo multivariante de series temporales.

Ahora, si se supone que la variable de output o de salida y_t puede ser explicada a través de dos términos, uno de error e_t , y otro más, y_t^* , que a su vez puede ser explicado en términos de una variable explicativa x_t , entonces $y_t = y_t^* + e_t$ cumpliéndose que:

$$y_t^* = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} x_t$$

$$\delta(B) = (1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r)$$

$$\omega(B) = (\omega - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s)$$

$$e_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \varepsilon_t$$

$$\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$$



$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$$

Lo que resulta es el modelo de transferencia simple con ruido, el cual puede expresarse como:

$$y_t = y_t^* + e_t \Rightarrow y_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} x_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \varepsilon_t$$

De esta forma la variable y_t es el resultado de dos filtros lineales, uno que actúa sobre la variable x_t y otro que afecta al componente de error.

Esta última expresión se puede generalizar para el caso de más de una variable explicativa, en el que existirán por cada nueva variable de entrada x_t , k cocientes distintos de polinomios de retardos, tal que:

$$y_t = \sum_{j=1}^k \frac{\omega_j(B)}{\delta_j(B)} x_{jt} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \varepsilon_t$$

En el caso específico de que las variables x_{jt} sean variables ficticias del tipo cero y uno, el modelo de función de transferencia se convierte en un modelo de intervención. Por lo tanto, el modelo de intervención es un caso particular de modelo de la función de transferencia.

De la misma forma, si todos los polinomios de retardos considerados en el modelo se asumen de orden cero, entonces el modelo de la función de transferencia resultante es el modelo básico de regresión, tal que:

$$y_t = \sum_{j=1}^k \omega_j(B) x_{jt} + \varepsilon_t$$

Siguiendo la misma lógica, si se establece un proceso autorregresivo de orden p para el término de error y se fijan los demás polinomios en el orden cero, el modelo de la función de transferencia que se deduce entonces es un modelo de regresión generalizado AR(p):

$$y_t = \sum_{j=1}^k \omega_j(B) x_{jt} + e_t$$

con

$$e_t = \phi_1 e_{t-1} + \dots + \phi_p e_{t-p} + \varepsilon_t$$

En conclusión, se puede afirmar que un modelo de la función de transferencia es un modelo de tipo multivariante de series temporales en los que además del componente de error o ruido, existen otros elementos o variables inputs x_{jt} que tratan de replicar y explicar el comportamiento de la serie y_t mediante la ecuación deducida anteriormente:

$$y_t = \sum_{j=1}^k \frac{\omega_j(B)}{\delta_j(B)} x_{jt} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \varepsilon_t$$

3.2. Combinación de pronósticos

Uno de los propósitos de la presente investigación es la combinación de modelos con el objetivo de encontrar un pronóstico combinado, construido precisamente a partir de cada una de las predicciones obtenidas en cada especificación; y evaluar de esta forma si este pronóstico compuesto supera en precisión a los modelos individuales.³⁶ En el presente trabajo se emplean dos de los métodos de combinación más empleados dentro de la literatura empírica sobre este tema: el método del *promedio simple* y el método de *varianza-covarianza*. Ambas aproximaciones producen un pronóstico combinado en el momento t , expresado como f_{ct} , que es el resultado de considerar los diferentes pesos ponderados aplicados al respectivo pronóstico individual de cada modelo, tal que:

$$f_{ct} = \sum_{j=1}^J w_{jt} f_{jt} = w_{1t} f_{1t} + w_{2t} f_{2t} + \dots + w_{Jt} f_{Jt}$$

en donde:

$$\sum_{j=1}^J w_{jt} = 1$$

En la ecuación anterior, f_{jt} representa el pronóstico en el momento t obtenido por el j -ésimo modelo individual, J representa el número de modelos individuales a combinar y w_{jt} representa el peso asignado a cada j -ésimo pronóstico derivado cada modelo individual en el tiempo t .

Tal y como Bates y Granger (1969) señalan, el esquema de ponderación más directo es asignar a cada modelo individual que se combina el mismo peso, de modo que:

$$w_{1t} = w_{2t} = \dots = w_{Jt} = \frac{1}{J}$$

Sin embargo, este esquema de ponderación a través del promedio simple podría resultar un poco arbitrario. Es por eso que la literatura empírica propone otras aproximaciones para combinar de manera óptima los pronósticos de los diferentes modelos individuales. Si se supone que se quieren combinar dos únicos modelos, el pronóstico combinado (f_{ct}) estaría dado por:

$$f_{ct} = w_{1t} f_{1t} + (1 - w_{1t}) f_{2t}$$

³⁶ El siguiente desarrollo está basado en Bougas (2013), que a su vez sigue los planteamientos utilizados por Wong et al. (2007) y Chu (1998).

con: $0 < w_{1t} < 1$

Y siendo y_t el valor histórico real para una determinada serie de tiempo en el momento t , entonces el error estimado de predicción del pronóstico combinado, estará dado por:

$$e_{ct} = y_t - f_{ct} = w_{1t}e_{1t} + (1 - w_{1t})e_{2t}$$

El término e_{jt} , $j=1, 2$, representa el error de predicción estimado para cada modelo individual en el momento t . Si se simboliza al correspondiente error verdadero como ε_{jt} , entonces la varianza de los errores adopta la siguiente forma:

$$\sigma_{ct}^2 = E(\varepsilon_{ct}^2) = w_{1t}^2\sigma_1^2 + (1 - w_{1t})^2\sigma_2^2 + 2w_{1t}(1 - w_{1t})\rho\sigma_1\sigma_2$$

En donde σ_{jt}^2 expresa la varianza del error de predicción del j -ésimo modelo individual, el cual se asume que es constante en el tiempo y ρ es el coeficiente de correlación de los errores. Para obtener el pronóstico óptimo, Bates y Granger (1969), sugieren determinar el peso w_{1t} que minimiza σ_{ct}^2 , y demuestran que el peso está definido como:

$$w_{1t}^{min} = \frac{\sigma_2^2 - \rho\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

En la práctica σ_1^2 , σ_2^2 , ρ son desconocidos. Si se asume que $\rho = 0$ entonces la ecuación anterior se convierte en:

$$w_{1t}^{min} = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

Siguiendo a Bates y Granger (1969) y siendo e_{jt} el error de predicción del j -ésimo modelo individual en el momento T , entonces el peso óptimo w_{1t} que refleja el desempeño de ese modelo para un año determinado (p.e. 2015) estaría calculado como³⁷:

$$w_{1t} = \frac{\sum_{T=\tau-12}^{\tau-1} e_{2T}^2}{\sum_{T=\tau-12}^{\tau-1} e_{1T}^2 + \sum_{T=\tau-12}^{\tau-1} e_{2T}^2}$$

En donde por ejemplo τ = Enero 2016

Una variante de la ecuación anterior y adaptada a series estacionales mensuales, considera obtener los pesos y la correspondiente combinación óptima pero para cada mes del año seleccionado. Operación que se realiza evaluando el desempeño del pronóstico de cada modelo individual en el mismo mes del año anterior. Por ejemplo, si se quiere determinar la combinación óptima a utilizar para pronosticar el mes de enero de 2016, entonces la combinación de pesos empleada anteriormente reflejará el desempeño de los pronósticos de

³⁷ Nótese que el mismo conjunto de observaciones es utilizado para calcular todos los pesos.

cada modelo individual en el mes de enero de 2015. Por lo tanto, los pesos correspondientes pueden determinarse a través de la siguiente ecuación:

$$w_{1t} = \frac{e_{2,t-12}^2}{e_{1,t-12}^2 + e_{2,t-12}^2}$$

3.3. Revisión de la literatura

La mayoría de los estudios revisados, realizados por diferentes autores y referidos a áreas geográficas distintas, se centran en modelizar y/o pronosticar la demanda de pasajeros de un aeropuerto en específico de manera individual, o de una región o país de manera agregada, y, generalmente, a través de técnicas univariantes. Existen pocos casos dentro de la literatura empírica que aborden el problema desde la óptica que se plantea en esta investigación. Es decir, no sólo modelizar un aeropuerto o región en particular, sino explicar la demanda total de pasajeros de un país a través de la estimación individual de sus componentes (aeropuertos) de manera desagregada, para posteriormente sumar dichos elementos y obtener de esta forma el total agregado.

Por lo tanto, lo primero que se aborda en este apartado será una revisión de algunos de los trabajos más relevantes que se han encontrado dentro de este campo. No se pretende realizar un análisis exhaustivo, pero sí presentar aquellos trabajos que resulten de especial interés para el objeto de la presente investigación. El objetivo será realizar una clasificación de dichos trabajos de acuerdo al enfoque metodológico empleado (modelos univariantes, multivariantes, etc.) así como a la unidad económica objeto de estudio. Es decir, si se trata de modelizar y, en su caso, pronosticar la demanda de pasajeros de un país o región, o de un aeropuerto en concreto.

En lo que respecta a los resultados de los diferentes trabajos, se puede adelantar que la precisión de los pronósticos puede variar. Y de manera general, no existe un único modelo o especificación que prevalezca sobre otra. Además, los resultados se encuentran fuertemente condicionados por la frecuencia y la disponibilidad de los datos, así como por el horizonte de predicción establecido. A su vez, se tratarán de identificar algunas líneas nuevas de investigación centradas en mejorar la exactitud de los resultados a través de la combinación de pronósticos, el estudio de los ciclos y la estacionalidad presente en las series, así como el impacto de los diferentes eventos a lo largo de la historia.

En este apartado no sólo se hará un repaso de la literatura centrada en los trabajos que pronostican el tráfico aéreo, sino también a las investigaciones desarrolladas en otras áreas y que incorporan la disyuntiva de pronosticar de manera agregada o desagregada, y que es la principal hipótesis planteada en la presente investigación. Por lo tanto, la idea no es estrictamente exclusiva, y pueden encontrarse algunos ejemplos dentro de la literatura económica en donde este dilema está planteado.

Por último, la presente sección trata de encontrar cuáles son las principales técnicas empleadas para pronosticar el tráfico aéreo de pasajeros. Y establecer, si es posible, una serie

de principios que puedan ser considerados en otras investigaciones para seleccionar las técnicas más adecuadas de modelización para el caso concreto planteado.

Antes de proseguir es preciso mencionar algunas consideraciones de carácter general en la modelización y el pronóstico del tráfico aéreo. Por ejemplo, que depende fuertemente del acceso a fuentes de información secundarias, fiables, fidedignas y con la periodicidad requerida para la construcción y estimación de los modelos. También que las variables explicativas incluidas en los modelos de tráfico aéreo varían significativamente de acuerdo a los objetivos de la investigación y al historial o antecedentes propios del investigador. Sin embargo, existe cierto consenso en que debe de incluirse una variable de actividad económica para explicar la demanda del transporte aéreo. De esta forma, la teoría económica y la literatura empírica señalan que la actividad económica en su conjunto está estrechamente relacionada con el tráfico aéreo. Por lo que generalmente se incluye algún indicador de este tipo para modelizar el tráfico aéreo (Inglada y Rey, 2004).

En cuanto a la variable a explicar, es decir la demanda de transporte aéreo, medida través del número de pasajeros, algunas investigaciones y trabajos pueden incorporar desgloses adicionales, y realizar estudios por separado de la propia serie y dividir el tráfico total de pasajeros en segmentos nacional y/o internacional.

Como se mencionó y debido a que la modelización y la previsión del tráfico aéreo se basan en gran medida en datos secundarios de información, la disponibilidad de los mismos determina en gran medida la metodología empleada y el objeto o región de estudio. Por lo tanto, es lógico que los grandes centros concentradores mundiales del tráfico aéreo acaparen la mayoría de los estudios encontrados. Es decir, Norteamérica y, más concretamente, Estados Unidos, así como aeropuertos y regiones de Europa Occidental. Y más recientemente, y de la mano de su creciente peso económico, se han encontrado diversos trabajos en la región de Asia-Pacífico. Sin embargo, también es posible encontrar estudios e investigaciones en otros mercados y países fuera de este contexto.

La mayoría de las publicaciones encontradas sobre modelización del tráfico aéreo utilizan métodos cuantitativos para pronosticar el número de pasajeros. Y a su vez, estos métodos cuantitativos pueden dividirse en dos subcategorías. Por un lado, se encuentran los métodos de series temporales no causales y, por otro, están las aproximaciones econométricas que incorporan variables explicativas introduciendo la lógica causal en el estudio. La diferencia entre una y otra radicaría entonces en si el modelo planteado incorpora e identifica cualquier relación causal entre el tráfico aéreo de pasajeros y diversos factores o variables que lo puedan influenciar.

3.3.1. Modelos de series temporales

Diferentes versiones de modelización ARIMA se han aplicado en la mayoría de los estudios que utilizan técnicas de previsión de series temporales. Así, dependiendo de la frecuencia de los datos, se han planteado tanto modelos ARIMA simples como modelos ARIMA estacionales (SARIMA). Y esto últimos han sido utilizados con mayor intensidad debido al fuerte

componente estacional de las series, ya que la estacionalidad es una característica predominante en las series de tráfico aéreo.

En lo que respecta al desempeño de los pronósticos de los modelos ARIMA y SARIMA la evidencia empírica es ciertamente dispar. Considerando los resultados contrapuestos y la inconsistencia en el desempeño de los modelos, las distintas investigaciones efectuadas hasta el momento han tratado de mejorar el rendimiento de dichos modelos usando enfoques y aproximaciones alternativas.

De esta forma, uno de los caminos seguidos ha sido extender los modelos de series temporales univariantes al campo multivariante, e investigar si la incorporación de variables exógenas contribuye a mejorar la precisión de los pronósticos. Por ejemplo, Andreoni y Postorino (2006) utilizan datos anuales de pasajeros embarcados y desembarcados para pronosticar la demanda de transporte aéreo en el aeropuerto de Reggio Calabria al sur de Italia. Específicamente plantean dos modelos, los ARIMA univariantes y un modelo ARIMAX multivariante con dos variables explicativas, el ingreso per cápita y el número de movimientos de aeronaves desde y hacia el aeropuerto de Reggio Calabria. Los autores concluyen que la comparativa entre los modelos univariantes y los ARIMAX muestra que ambos proporcionan resultados satisfactorios y pronósticos certeros. Sin embargo, los modelos univariantes parecen ajustar mejor cuando se presentan algunos “picos” en las series de datos.

También son varios los trabajos que han incorporado el análisis de intervención a sus modelos y cómo estas variables de evento afectan al tráfico de pasajeros. Se ha encontrado que, generalmente, los modelos mejoran con estas nuevas especificaciones. Más adelante se profundizará en los trabajos encontrados que emplean este tipo de especificación.

Los modelos de suavizado exponencial también aparecen de manera frecuente dentro de la literatura empírica. Un ejemplo de este tipo de trabajos, que si bien no se centra en pronosticar el tráfico aéreo pasajeros sino que realizan previsiones de llegadas de turistas, es el realizado por Lim y McAleer (2002), en el cual pronostican la llegada de turistas internacionales a Australia desde tres diferentes destinos, Malasia, Hong Kong y Singapur. Y emplean esencialmente modelos de suavizado exponencial (simples, modelo de Brown, modelo de Holt-Winters aditivos y multiplicativos).

La capacidad de predicción de los modelos es evaluada a través del criterio del error cuadrático medio (RMSE por sus siglas en inglés). Los autores encuentran que para el caso de la serie en niveles, el modelo Holt-Winters multiplicativo es que el ofrece los mejores resultados en términos predictivos para el caso de Hong Kong y Singapur, mientras que para Malasia, el modelo aditivo de Holt-Winters resulta más preciso.

Tabla 3.2 Cuadro resumen, principales estudios revisados sobre la demanda de transporte aéreo/turismo, análisis de series temporales

Autor/Año Estudio	1. Horizonte temporal y frecuencia ¹	2. Región/Ámbito	3. Técnicas de modelización y pronóstico ²	4. Pronóstico ³	5. Tema de investigación
Andreoni A. y Postorino (2006)	1989-2004 (A)	Aeropuerto Reggio Calabria (Italia)	AR(I)MA(X)	Ex-ante (2005-2007)	Estimación de la demanda de transporte aéreo en un aeropuerto regional a través de modelos de series de tiempo univariantes y multivariantes
Bermúdez J.D. <i>et al</i> (2005)	1949-2004 (M)	Reino Unido	SE	Ex-ante (2005-2030)	Modelos de suavizamiento exponencial (Holt-Winters), pronóstico de series de tiempo de pasajeros
Bougas (2013)	1988-2010 (M)	Canadá	AR(I)MA SAR(I)MA, SE (Holt-Winters), RH	Ex-post (2009-2010) Combi	Pronóstico del tráfico de pasajeros en Canadá para diferentes segmentos de tráfico (doméstico internacional y transfronterizo con EEUU) empleando diferentes técnicas de modelización y combinando los pronósticos obtenidos
Castillo-Manzano J. <i>et al</i> (2011)	1999-2010 (M)	Aeropuertos Madrid-Barajas y La Palma (España)	AR(I)MA-In	No	Estudio de los efectos de un accidente en el transporte aéreo mediante series temporales con análisis de intervención
Chen <i>et al</i> (2009)	1996-2007 (M)	Taiwán	SAR(I)MA, SE (Holt-Winters), GM(1,1)	Ex-post (2005), CP	Desempeño, comparativa y precisión de los pronósticos del tráfico aéreo generados a través de diferentes métodos
Coto-Millán P. <i>et al</i> (2004)	1986-2000 (M)	Aeropuerto de Santander (España)	AR(I)MA-In	Ex-ante (2001-2006)	Estimación y pronóstico de la demanda pasajeros, segmentación de viajeros por motivo de viaje, análisis de intervención.
Harrison E. (2013)	2004-2011 (M)	Nigeria	AR(I)MA	No	Estimación de un modelo AR(I)MA para el tráfico aéreo total en Nigeria

continuación...

Autor/Año Estudio	1. Horizonte temporal y frecuencia ¹	2. Región/Ámbito	3. Técnicas de modelización y pronóstico ²	4. Pronóstico ³	5. Tema de investigación
Inglada V. y Rey (2004)	1982-2003 (M)	España	AR(I)MA-SAR(I)MA-In	No	Shocks de demanda, Impactos y efectos de un ataque terrorista en el transporte aéreo.
Kim J. et al (2011)	1985-2008 (M)	Hong-Kong	AR, SAR(I)MA, SE	Ex-post, ventanas recursivas (<i>rolling windows</i>) 120 observaciones y 12 meses adelante	Evaluar el desempeño de los intervalos de predicción generados a partir de modelos alternativos de series temporales, para la llegada de turistas a Hong-Kong desde diferentes mercados
Lim C. y McAleer(2001)	1975-1996 (T)	Australia	AR(I)MA-SAR(I)MA	Ex-post (1990:I-1996:IV), CP	Demanda de turismo, estacionalidad de los modelos. Desempeño, comparativa y precisión de los pronósticos generados a través de diferentes métodos.
Min J. et al (2010)	1981-2008 (M)	Aeropuertos Internacionales de Taoyuan y Kaohsiung (Taiwán)	AR(I)MA-In	No	Impacto de diferentes fenómenos e incidentes en el tráfico de pasajeros
Önder E. y Kuzu (2014)	2002-2012 (A,M)	Turquía	SE, MD	Ex –ante (2013-2023)	Pronóstico de cuatro indicadores de tráfico aéreo en Turquía (total pasajeros, total carga, total de vuelos, y total de vuelos comerciales) a través de técnicas de descomposición de series temporales y de suavizamiento
Tsui et al (2014)	2001-2011 (M)	Aeropuerto Internacional de Honk-Kong	SAR(I)MA, AR(I)MAX	Ex-post(2010:12-2011:02), Ex-ante (2011-2015), CP	Desempeño, comparativa y precisión de los pronósticos del tráfico aéreo generados a través de diferentes métodos

Fuente: Elaboración propia

1: A, M, T	<i>anual, mensual, trimestral</i>
2:	
AR(I)MA(X), SAR(I)MA(X)	Modelos Autorregresivos Integrado de Medias Móviles (estacionales, con variables exógenas)
SE	Suavizamiento exponencial
In	Análisis de intervención
MG	Modelo Grey (GM)
RH	Regresiones Harmónicas
MD	Métodos de descomposición
3:	
CP	Competencia entre pronósticos (de los diferentes modelos)
Combi	Combinación de modelos

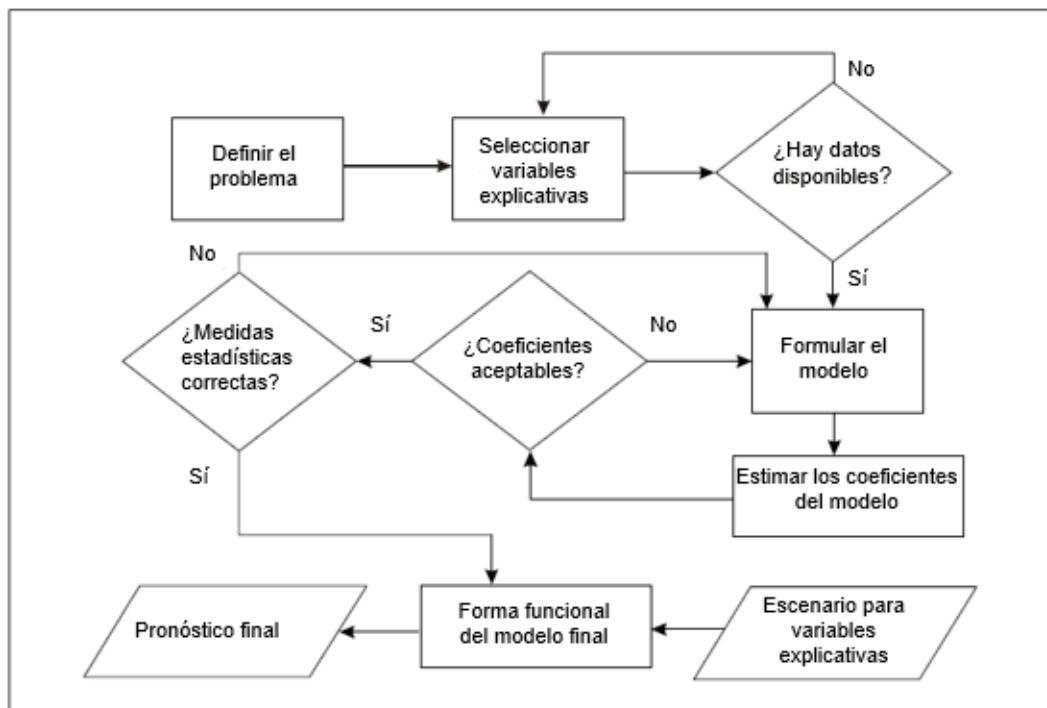
3.3.2. Modelos econométricos

A diferencia de la modelización econométrica a partir de series temporales, los modelos econométricos tratan de establecer relaciones causales entre la demanda de pasajeros (variable dependiente), y diversos factores que pueden estar influenciando su comportamiento (variables explicativas). Y no sólo pueden ser utilizados para fines de pronóstico, sino para demostrar empíricamente planteamientos teóricos acerca del funcionamiento económico de ciertos mercados.

Tal es el caso de la demanda de transporte aéreo, ya que el análisis econométrico puede proporcionar un marco empírico de referencia para interpretar los cambios en la demanda desde una perspectiva económica, así como para evaluar o simular diferentes condiciones o escenarios. Por el lado contrario, los modelos de series de tiempo univariantes carecen de estas características en el que las relaciones de independencia entre otras variables no están consideradas.

El mismo manual sobre previsiones de tráfico aéreo de ICAO (2006) da algunas pautas de cómo emplear el análisis econométrico para pronosticar la demanda de transporte aéreo, así como el procedimiento a utilizar para el desarrollo de modelos econométricos que incorporan relaciones causales. La Figura 3.3 ilustra los pasos típicos que se deben seguir y las diferentes etapas a desarrollar para generar un pronóstico utilizando un modelo econométrico de tipo causal.

Figura 3.3 Desarrollo de un modelo econométrico



Fuente: International Civil Aviation Organization (ICAO, OACI 2006)

En lo que respecta a los factores de influencia, los estudios econométricos encontrados sobre la demanda de transporte aéreo identifican, como se mencionó anteriormente, que una variable de actividad económica (PIB, Ingreso, Consumo) es uno de los mayores determinantes para explicar el tráfico aéreo. Por ejemplo, Abed, Ba-Fail, y Jasimuddin (2001) utilizan diferentes combinaciones de variables exógenas para explicar la demanda de transporte aéreo en Arabia Saudí. El propósito es desarrollar una serie de modelos para explicar el tráfico aéreo de pasajeros internacionales mediante la combinación de diferentes variables explicativas y utilizando técnicas de regresión por pasos (*stepwise*)³⁸. Los autores proponen una primera batería de 16 variables, y posteriormente simplifican a 7 a partir de un análisis de la matriz de correlación de entre todas las variables y el tráfico aéreo internacional³⁹. Los datos que emplean son en frecuencia anual de 1971 a 1992. Finalmente, los autores concluyen que el modelo con dos variables (gasto total y tamaño de la población) es el que mejor explica la demanda de tráfico aéreo internacional en el Reino de Arabia Saudí.

En el mismo sentido Aderamo (2010) y Olebogeng y Olebogeng (2013) recurren a la modelización econométrica para estimar la demanda de transporte aéreo a través de diferentes variables socioeconómicas. Aderamo (2010) utiliza datos de pasajeros por kilómetro, operaciones de aeronaves (movimientos) por kilómetro y carga en toneladas por kilómetro, todas en periodicidad anual de 1975 a 2006, trata de averiguar los factores responsables que afectan la demanda de transporte aéreo doméstico en Nigeria mediante modelos de regresión múltiple. El autor propone un conjunto de variables explicativas, entre las que se encuentran: el índice de producción agrícola, índice de producción minera, índice de producción manufacturera, índice de consumo de energía, índice de precios al consumidor, índice de consumo de electricidad, tasa de inflación, Producto Interno Bruto y el gasto del gobierno federal. El procedimiento de análisis utilizado también fue el de regresión por pasos o etapas para determinar qué variables se ajustan mejor en cada caso. Los resultados demuestran que las variables seleccionadas son relevantes para explicar la demanda de transporte aéreo en Nigeria.

Siguiendo con el mismo enfoque de análisis, Olebogeng y Olebogeng (2013), buscan los determinantes para construir un modelo econométrico que explique la demanda de tráfico aéreo para el caso de Sudáfrica. Esto es, para los pasajeros domésticos transportados entre el año 1970 y 2010. Después de revisar y recopilar la información existente dentro de la literatura empírica, proponen la siguiente lista de variables explicativas de tipo económico y demográfico que el modelo debe incluir: Ingreso, tarifas aéreas, población, producto interno bruto, consumo, gasto, precio del petróleo y empleo. A través de una matriz de correlaciones y el método de regresión por pasos llegan a la conclusión de que sólo cuatro variables son las más adecuadas para explicar el tráfico doméstico de pasajeros en Sudáfrica.

³⁸ En cada etapa una variable independiente del modelo es eliminada hasta que la predicción de la variable dependiente no mejore.

³⁹ Entre las siete variables, que finalmente consideraron, están: Producto Interno Bruto total excluyendo petróleo en billones y expresado en moneda local, índice de precios al consumo en porcentaje, importaciones de bienes y servicios, ingreso per cápita en miles expresado en moneda local, tamaño de la población en millones, Gasto total en billones y gasto en consumo total en billones en moneda local.

Aunque no emplea variables exógenas de tipo socioeconómico, el trabajo de Ahmadzadeh (2011) podría ubicarse también dentro de esta categoría. El autor utiliza modelos de tendencia con variables ficticias mensuales para pronosticar el tráfico de pasajeros nacionales e internacionales en el Aeropuerto internacional Mehrabad en Irán hasta 2005. Emplea para tal propósito, datos mensuales de 1981 a 2000 para el caso de los vuelos domésticos, y de 1984 a 2000 para los vuelos internacionales.

Por último y en la misma línea de investigación, Athanasopoulos y Hyndman (2008) pronostican y modelizan la demanda de turismo doméstico para el caso australiano. Como indicador de actividad turística utilizan las pernoctaciones de visitantes, y desagregan los datos también por motivo de viaje: vacaciones, visita a familiares/amigos, negocios y otros. En primer término, emplean un análisis de regresión múltiple para investigar las posibles relaciones existentes entre las variables de actividad económica y la demanda de turismo. En este primer modelo, la función de demanda de turismo–pernoctaciones de visitantes per cápita– depende de la deuda personal real per cápita, de un índice de precios de alojamiento turístico y del Producto Interno Bruto per cápita. Además, incorporan en esta misma función diversas variables ficticias para intentar capturar eventos relevantes que han afectado al turismo (por ejemplo, el efecto negativo de los atentados terroristas de Balí y el efecto positivo de los Juegos Olímpicos de Sydney 2000), así como variables ficticias estacionales en los meses de marzo, junio y septiembre. El segundo enfoque de modelización que se utiliza para pronosticar la demanda turística son los modelos de innovación de espacio estado con y sin variables exógenas (explicar). Los autores concluyen que los modelos propuestos son capaces de capturar la dinámica de las series de tiempo, así como la relación existente entre la actividad económica y otras variables relevantes. Demuestran que los modelos sugeridos presentan mejores resultados que enfoques alternativos, incluidos los pronósticos elaborados por el gobierno australiano.

Con el propósito de evitar relaciones espurias a la hora de estimar por mínimos cuadrados ordinarios, los llamados modelos de corrección del error han sido desarrollados (ECM, por sus siglas en inglés). Este tipo de modelos buscan establecer relaciones de cointegración entre las variables y formular equilibrios a largo plazo entre las variables involucradas. Sin embargo, son pocos los trabajos que emplean este tipo de especificación para modelizar la demanda de transporte aéreo. Entre los trabajos encontrados que usan estos modelos ECM se puede mencionar el desarrollado por el Departamento de Transporte del Reino Unido (2011). El cual relaciona los niveles de tráfico de varios segmentos con diversas variables entre las que destacan el PIB, el consumo, las importaciones y exportaciones, las tarifas, el PIB exterior, el tipo de cambio nominal, etc. Es significativa la ausencia de este tipo de modelización encontrada hasta ahora en la literatura empírica del tema, por lo que debería de ser una línea de investigación importante a desarrollar dentro de los modelos de transporte aéreo.

Dentro de la literatura también se pueden encontrar algunas investigaciones que emplean los llamados modelos autorregresivos de retardos distribuidos (Autoregressive distributed lag, ARDL, por sus siglas en inglés). Este tipo de modelos aunque han sido utilizados desde hace varias décadas, recientemente al igual que los modelos ECM, han probado ser un vehículo muy valioso para probar la existencia de relaciones de largo plazo entre series de tiempo de tipo económico. El modelo es autorregresivo en el sentido de que la variable endógena es

explicada en parte por valores retardados de ella misma. Además, tiene un componente de retardo distribuido mediante desfases sucesivos de las variables explicativas.

Un ejemplo de este tipo de trabajos es el desarrollado por Ismail y Tuan Muda (2006), el cual estudia el flujo de pasajeros entre el Reino Unido y otros seis países (Alemania, Suecia, Italia, Japón, EEUU y Canadá) a través de modelos ARDL y variables de tipo socioeconómico como el ingreso, el precio de las tarifas aéreas y el comercio. Ismail y Tuan Muda (2006) investigan diferentes enfoques y alternativas para pronosticar los flujos aéreos en el corto y medio plazo (1 a 3 años). Como se mencionó, los datos que consideran son el tráfico de pasajeros internacionales entre el Reino Unido y otros seis países (Alemania, Suecia, Italia, Japón, Estados Unidos y Canadá) en frecuencia trimestral entre el periodo 1961-2002. La justificación detrás de la selección de estos países está en evitar rutas de alta intensidad turística, como por ejemplo entre Reino Unido y España. Entre las variables económicas que incorporan a las distintas especificaciones se encuentran el precio, el ingreso y el comercio bilateral. Y entre los modelos para pronosticar emplea modelos autorregresivos, modelos autorregresivos de rezagos distribuidos y un nuevo método automático de selección de modelos (PcGets) a través de un software, para evitar las subjetividades inherentes a la especificación de un modelo por parte del investigador. También utilizan modelos de parámetros cambiantes. Los diferentes enfoques que utilizan para medir la interacción contemporánea de los flujos de tráfico aéreo incluyen también modelos de retardos distribuidos con datos de panel y la inclusión de una variable llamada “Mundo” para medir el efecto global del crecimiento del comercio en la economía mundial. Basándose en los errores de predicción, los autores concluyen que los modelos de parámetros cambiantes que incluyen esa variable “Mundo”, con un error promedio del alrededor 2,5%, superan a las demás alternativas de modelización. Los autores deducen que esto podría deberse a los cambios tan drásticos que se han observado en el tráfico aéreo en todo ese tiempo.

Tabla 3.3 Cuadro resumen, principales estudios revisados sobre la demanda de transporte aéreo/turismo, métodos causales

Autor/Año Estudio	1. Horizonte temporal y frecuencia ¹	2. Región/Ámbito	3. Técnicas de modelización y pronóstico ²	4. Pronóstico ³	5. Tema de investigación
Abed (2001)	1971-1992 (A)	Arabia Saudí	MBRL múltiple	No	Modelización de la demanda de transporte aéreo, variables socioeconómicas determinantes, regresión por pasos.
Aderamo Adekunle J. (2010)	1975-2006 (A)	Nigeria	MBRL múltiple	No	Modelización de la demanda transporte aéreo, variables socioeconómicas determinantes, sistemas de transporte
Ahmadzadeh F. (2011)	1981-2000 (M)	Aeropuerto Internacional Mehrabad (Irán)	MCT	Ex-ante (2001-2005)	Pronóstico del crecimiento del tráfico aéreo en un aeropuerto específico mediante modelos de tendencia
Athanasopoulos G. y Hyndman (2008)	1998-2005 (T)	Australia	MBRL múltiple, SE, MEE	Ex-post (2004:III-2005:II), Ex ante (2005-2014), CP	Modelización y pronóstico de la demanda de turismo doméstico, comparativa de pronósticos entre modelos
Carson, R. T. <i>et al</i> (2011)	1990-2004 (M)	Estados Unidos	MBRL múltiple, RDP	Ex-post (2003-2004), CP	Pronóstico de la demanda del tráfico aéreo mediante desagregación de mercados, comparativa de pronósticos entre modelos, datos de panel
Chezè B. (2011)	1980-2007 (A)	Mundial (Regiones)	RDP	Ex-post(1981-2007:), Ex-ante (2008-2025)	Análisis econométrico de la demanda de transporte aéreo a través de diferentes determinantes (PIB, precios del combustible, <i>shocks</i> externos) y su pronóstico en el medio plazo

continuación...

Autor/Año Estudio	1. Horizonte temporal y frecuencia ¹	2. Región/Ámbito	3. Técnicas de modelización y pronóstico ²	4. Pronóstico ³	5. Tema de investigación
Fildes R. et al (2011)	1961-2002 (A)	Reino Unido (flujo de pasajeros entre Alemania, Suecia, Italia, EEUU y Canadá)	ARDL, MPCT, VAR,...	Ex - post (1992-2002) ventanas recursivas, CP	Evaluar el desempeño de los pronósticos de diferentes modelos a corto y medio plazo
Ismail S. y Tuan Muda (2006)	1961-2002 (A)	Reino Unido (flujo de pasajeros entre Alemania, Suecia, Italia, Japón, EEUU y Canadá)	AR, ARDL, ARDL-CT, MPCT	Ex-post, CP	Tráfico aéreo, desempeño, comparativa y precisión de los pronósticos generados a través de diferentes métodos.
Olebong (2013)	1971-2012 (A)	Sudáfrica	3.3.2.1. MBRL múltiple	No	Modelización de la demanda de transporte aéreo, variables socioeconómicas determinantes.
Sivrikaya (2013)	2011 (A)	Turquía	MBRL múltiple	Ex-post (2010)	Modelo de regresión semi-logarítmica para estimar la demanda de transporte aéreo entre pares de ciudades
Song H. et al (2011)	1985-2008 (T)	Hong-Kong (llegada de turistas desde diferentes mercados: China, Corea del Sur, Reino Unido y EE.UU.)	MPCT	Ex -post (2005-2008), CP	Modelización y pronóstico de la llegada de turistas a Hong-Kong provenientes de diferentes mercados basándose en un modelo estructural de series temporales y un enfoque de regresión de parámetros cambiantes en el tiempo

Fuente: Elaboración propia



1: A, M, T	<i>anual, mensual, trimestral</i>
2:	
MBRL	Modelo Básico Regresión Lineal
MCT	Modelo Curva de Tendencia
MEE	Modelos espacio-estado
RDP	Regresión con datos de panel (dinámicos)
ARLD	Autorregresivos de retardos distribuidos
MPCT	Modelo parámetros cambiantes en el tiempo (TVP)
VAR	Vectores autorregresivos
3:	
CP	Competencia entre pronósticos (de los diferentes modelos)
Combi	Combinación de modelos

3.3.3. Análisis de intervención y riesgo en la previsión

Dentro de la literatura empírica sobre el tema, también se ha prestado especial atención a los efectos que tienen los eventos inesperados y su posterior impacto en la industria del transporte aéreo. De esta forma, se han tratado de cuantificar y modelizar, a través de diferentes técnicas, los efectos que estos choques externos tienen sobre la demanda de transporte aéreo. Por lo tanto, debido a diversas situaciones –huelgas, fenómenos naturales, epidemias, accidentes aéreos, ataques terroristas- aparecen con cierta frecuencia puntos atípicos dentro de la propia serie temporal que dan lugar a errores excepcionalmente altos. Se trata, pues, de fenómenos extraordinarios que perturban la dinámica general de la serie que interesa modelizar. Para incorporar tales fenómenos al modelo se recurre al denominado análisis de intervención. Son diversos los trabajos dentro de la literatura empírica sobre el tema que incorporan dicho análisis, por ejemplo Castillo-Manzano, Pedregal, y Pozo-Barajas (2012), Inglada y Rey (2004), Min, Kung, y Liu (2010) Coto-Millán y Carrera-Gómez (2004).

Castillo-Manzano, Pedregal, y Pozo-Barajas (2012) analizan, utilizando modelos ARIMA con funciones de transferencia lineal, los efectos que el accidente de Spanair de 2008 tuvo sobre el transporte aéreo. Específicamente, cuestionan si aumentó la aversión a volar por parte de los pasajeros y si se penalizó a la aerolínea implicada en el incidente. También cómo se vio afectado el tráfico de pasajeros en los aeropuertos de origen y destino de la ruta, en este caso Madrid-Barajas y al aeropuerto de Gran Canaria. Como datos utilizados para medir los efectos del accidente, emplean como variables endógenas las series mensuales del tráfico de pasajeros totales del aeropuerto de Madrid-Barajas, del tráfico total del aeropuerto de Las Palmas de Gran Canaria, del tráfico total de la compañía Spanair, el tráfico total de la aerolínea Spanair en el aeropuerto de Madrid-Barajas; el tráfico total del aeropuerto Madrid-Barajas sin la aerolínea Spanair y el tráfico total de la aerolínea Spanair en el aeropuerto de Las Palmas de Gran Canarias. Las series de tiempo abarcan desde Enero de 1999 a Octubre de 2010. A su vez, incorporan variables exógenas separadas en dos grupos. En el primer grupo variables de intervención de tipo calendario con el propósito de captar valores atípicos en los datos. Y en el segundo grupo introducen una variable exógena que recoge la actividad económica. En este estudio específicamente se introduce el índice sintético de actividad económica como variable para incorporar este fenómeno dentro del modelo. El efecto del accidente se modeliza añadiendo una variable ficticia que comienza en Septiembre de 2008, y se prueban dos especificaciones, una con carácter permanente y otra con efecto transitorio.⁴⁰

Las conclusiones del estudio de Castillo-Manzano (2012) son que sí existe evidencia clara de que la aerolínea se vio seriamente afectada y de manera duradera por la penalización por parte de los pasajeros, y que se tradujo en una reducción a largo plazo del 20% en sus niveles de tráfico. También se detectaron efectos de sustitución negativos, aunque limitados en el tiempo, hacia otros medios de transporte en el aeropuerto de origen, Madrid-Barajas. En cambio, no se presenciaron efectos significativos en otras aerolíneas, ni sobre el tráfico total del aeropuerto

⁴⁰ El modelo de series temporales utilizado en Castillo-Manzano (2012) se incluye dentro del grupo de funciones de transferencia lineales presentado en la sección 3.1.2. Para más detalles sobre este tipo de modelización consultar Box et al. (2008) y Castillo-Manzano (2012).

de destino, Las Palmas de Gran Canaria, esto debido a su condición de región insular donde no existen sustitutos cercanos al transporte aéreo.

En Inglada y Rey (2004) se estudia el impacto que los ataques terroristas del 11 de Septiembre tuvieron en la demanda de tráfico aéreo en España. Utilizando series de tiempo mensuales (1980-2003) y también la metodología de Box-Jenkins con modelos ARIMA se trata de cuantificar el tamaño del shock dentro del sector aéreo español. Se sabe que inmediatamente después de los ataques terroristas, el sector aéreo mundial sufrió considerables afectaciones. En particular, en los Estados Unidos el impacto fue considerable, primeramente, por el miedo a volar por parte de los viajeros y, posteriormente, por las medidas de seguridad y las restricciones adoptadas que continuaron deprimiendo la demanda. España no fue ajena a estas circunstancias. Por lo tanto, el objetivo del estudio se basa en modelizar la demanda de transporte aéreo en España y lograr aislar los efectos de los ataques terroristas del 11 de Septiembre, y averiguar si ha existido un cambio de nivel hacia abajo de carácter no transitorio en la función de demanda, como han apuntado algunos autores que ha sucedido en los Estados Unidos (Ito y Lee, 2003).

La demanda de transporte aéreo está afectada por distintos factores entre los que se pueden incluir: el nivel de ingresos, las tarifas aéreas, la estructura económica y comercial de un país o región, la competencia con otros modos de transporte, el tamaño de la población, y factores de carácter estacional como las temporadas vacacionales. Al igual que sucede en otros países, en España el turismo es un condicionante importante en la demanda internacional de tráfico aéreo lo que conduce a efectos cíclicos (Inglada y Rey, 2002). Debido precisamente a esto, el análisis realizado por Inglada (2004) se centra en separar en la demanda de viajes aéreos los aspectos económicos y cíclicos de los efectos de los atentados terroristas del 11 de Septiembre. Y concluye que existió un shock de demanda negativo aunque menor que el experimentado por el sector aéreo de los Estados Unidos.

Min, Kung, y Liu (2010) aplican modelos ARIMA con análisis de intervención para evaluar el impacto de diferentes fenómenos e incidentes en el tráfico de pasajeros en dos de los principales aeropuertos de Taiwán: Taoyuan y Kaoshiung. Entre los principales eventos que pudieron afectar el tráfico aéreo los autores consideran a la crisis financiera asiática de mediados de 1997, el terremoto del 21 de Septiembre de 1999, los ataques terroristas en Nueva York del 11 de Septiembre, y el brote conocido como síndrome respiratorio agudo grave (SARS por sus siglas en inglés) del año 2003. Los resultados empíricos revelan que la enfermedad del SARS tuvo un impacto significativo en el volumen de pasajeros transportados, mientras que los demás hechos no mostraron un efecto estadísticamente significativo en los movimientos de tráfico aéreo.

En Coto-Millán y Carrera-Gómez (2004) se aplica la metodología de Box-Jenkins para estimar modelos de demanda de pasajeros para el aeropuerto de Santander. La principal novedad de este estudio es que se aplica a diferentes segmentos dependiendo de si el motivo de viaje es de negocios o de ocio o personal. También incorpora modelos de intervención para distintos fenómenos de tipo calendario (Semana Santa y número de días laborales) y para medir el impacto de una huelga de la aerolínea Iberia. Posteriormente, se analiza el impacto que tiene el día de la semana y se realiza una predicción.

Considerando los efectos potenciales que estos eventos pueden tener sobre el comportamiento de las series, se puede argumentar que es necesario no sólo analizar el impacto después de sucedido el acontecimiento, sino tratar de incorporar al análisis una evaluación previa de estos riesgos. Es decir, antes de que los fenómenos sucedan. A pesar de que las técnicas usuales de modelización y pronósticos tienen poca o nula capacidad para prever estas crisis y desastres, es posible, sin embargo, asociar su probabilidad de ocurrencia a través de un adecuado análisis de escenarios. A pesar de esto, no se han encontrado trabajos que incorporen el análisis de riesgos y la evaluación de escenarios, por lo que podría también ser una línea de investigación digna de desarrollo dentro del ámbito del transporte aéreo.

3.3.4. Competencia entre modelos y combinación de pronósticos

También es habitual que dentro de las investigaciones revisadas en este apartado se recurra a la comparativa entre modelos para establecer qué especificaciones resultan más precisas en sus pronósticos. Pero como se mencionó anteriormente, la frecuencia de los datos, el horizonte de predicción establecido y las variables a pronosticar influyen de manera directa. Por lo tanto, no se puede hablar de modelos “ganadores” y “perdedores” de una manera general.

Entre los estudios que realizan una comparativa entre modelos y los sitúan en competencia para evaluar el desempeño y la precisión de los pronósticos arrojados en cada una de las formulaciones planteadas se puede mencionar a Chen, Chang, y Chang (2009). En este trabajo se estiman las llegadas totales mensuales de pasajeros aéreos a Taiwan desde Japón, Hong Kong y los Estados Unidos. A su vez, dividen esas llegadas en tres categorías dependiendo del propósito del viaje, esto es: turístico, no turístico y otros. Los modelos que emplean para pronosticar la llegada de pasajeros son Holt-Winters, SARIMA y un modelo Grey⁴¹ (GM). Los autores concluyen, basándose en estimaciones fuera de la muestra y utilizando el criterio del porcentaje de error medio absoluto, que todos los modelos presentan un buen desempeño en términos predictivos. De manera más específica, el modelo SARIMA supera a los demás modelos en el caso de las llegadas provenientes de Taiwán y cuyo motivo del viaje es turístico. Para todas las demás llegadas no turísticas y por otros motivos, el modelo SARIMA superó a los otros dos modelos para las llegadas provenientes de Japón y Estados Unidos, pero no para las llegadas totales pertenecientes a Hong Kong.

Por su parte, Tsui, Balli, y Gow, (2014) realizan un estudio para pronosticar el tráfico de pasajeros en el Aeropuerto Internacional de Hong Kong utilizando un modelo ARIMA estacional univariante, y un modelo ARIMAX multivariante con variables explicativas exógenas (PIB per cápita, número de visitantes por vía aérea, tráfico en conexión y variables de intervención). Los autores concluyen que ambos modelos proporcionan pronósticos fiables para el periodo de Marzo de 2011 a Diciembre de 2015. Sin embargo, la especificación de tipo ARIMA genera resultados más precisos en comparación con el modelo ARIMAX en horizontes de predicción

⁴¹ Los modelos Grey, basados en la teoría de sistemas grises propuesta inicialmente por el profesor Julong Deng en los años ochenta, se utilizan con muestras pequeñas e información limitada o incompleta y proporcionan un adecuado pronóstico en el corto plazo. Un mayor detalle de la metodología implícita puede encontrarse en T. Yao, J. Forrest y Z. Gong (2012).

de uno a tres meses. Por lo que a partir del tercer mes hacia adelante ambos modelos empiezan a cometer errores de predicción mayores.

Algunos trabajos recurren a la combinación de pronósticos con el objetivo de mejorar la precisión de las previsiones realizadas. El trabajo de Bates y Granger (1969) a menudo se considera como el artículo seminal sobre combinación de pronósticos. Fueron los primeros que introdujeron esa idea para mejorar la precisión de los pronósticos, y aquella primera investigación significó un gran impulso para el desarrollo de un marco teórico y empírico sobre el tema. Y desde aquel entonces ha habido una proliferación considerable de trabajos en esta misma línea.

Veinte años después de ese primer artículo, Clemen (1989) hizo una revisión de la literatura existente sobre el estado del arte, y en aquel momento ya contabilizó un gran número de publicaciones en ese sentido. Y demostró que, generalmente, la combinación de pronósticos aumenta de manera considerable la precisión del pronóstico.

El método más directo para combinar pronósticos es el promedio simple, que asigna pesos iguales a cada pronóstico individual, estos pesos son directos y fáciles de calcular, y son iguales al inverso del número de predicciones individuales que se combinan. Diversos resultados empíricos demuestran que el método de combinación mediante un promedio simple puede generar pronósticos confiables en ciertas circunstancias. Por ejemplo, Makridakis y Winkler (1983) aplicaron el método simple de combinación a diferentes modelos y probaron la efectividad de esta técnica. En el mismo sentido, en el trabajo de Palm y Zellner (1992) se discuten las ventajas y el desempeño de los pronósticos generados mediante una combinación simple y también a través de otras técnicas de ponderación. Y concluyen que el combinar los pronósticos puede reducir el error de predicción y que una combinación simple puede ser más robusta que otras combinaciones ponderadas. También Fang (2003) encontró que la técnica del promedio simple para combinar pronósticos es superior al pronóstico individual.

Del mismo modo, existe un importante número de publicaciones sobre la combinación de pronósticos a través de métodos de promedios ponderados [(Makridakis y Winkler (1983), Granger y Ramanathan (1984), Chu (1998), Wong et al. (2007), Bougas(2013)]. Estas técnicas calculan los diferentes pesos basándose en el desempeño pasado que cada pronóstico del modelo individual efectúa. De entre de ellos, el más conocido y el primero en ser introducido, es el método de la varianza-covarianza. En este método, los pesos se determinan mediante la matriz de covarianzas, en la que la precisión de los pronósticos individuales está reflejada en la varianza, mientras que la dependencia entre los pronósticos individuales es interpretada por la covarianza.

Makridakis y Winkler (1983) pusieron a prueba métodos simples de combinación y cinco variantes del método de combinación mediante la varianza/covarianza. Y concluyeron que algunos métodos de varianza/covarianza son más certeros que la técnica de combinación simple y que los modelos individuales por separado.

En el mismo sentido, y ampliando esta idea, Granger y Ramanathan (1984) demuestran en su investigación que los pesos óptimos en la combinación de varianza/covarianza pueden ser

obtenidos mediante un modelo de regresión. Desde entonces, esta técnica de la regresión para obtener los pesos ha tenido gran influencia y ha llamado la atención de numerosos investigadores. Existen diferentes versiones del método de la varianza/covarianza, que se pueden consultar en el mismo trabajo pionero de Bates y Granger (1969), o los realizados por Chu (1998) y Coshall (2009). Pero todas estas adaptaciones tienen en común, como se mencionó, que para generar la combinación y asignar los diferentes pesos a cada modelo, se toma en cuenta el desempeño pasado que cada pronóstico individual tuvo.

A pesar de que existen numerosas publicaciones sobre la mejora de la precisión de los pronósticos a través de la combinación, son pocos los trabajos que tratan de dilucidar las causas del por qué y el cuándo una combinación de las predicciones mejora la precisión del pronóstico en general. El trabajo de Hendry y Clements (2004) apunta algunas luces sobre este tópico y señala, entre otras cosas, que cuando dos modelos proporcionan explicaciones parciales y no se encuentran superpuestas, la combinación puede reflejar y recoger mejor toda la información.

Esto es, la combinación permite agregar toda la información relevante capturada en las diferentes estimaciones individuales. También apunta que la combinación de pronósticos resulta útil cuando las series temporales presentan cambios estructurales. Por lo que cada modelo individual procesa de manera diferente dicho cambio y el combinar dichos pronósticos puede mejorar el resultado. Esto puede resultar útil, ya que las series de tráfico aéreo generalmente presentan estos cambios de estructura que pueden ser causados por ataques terroristas, guerras, crisis económicas, etc. El trabajo de Timmermann (2006) también apunta en la misma dirección, y concluye que la combinación de pronósticos es recomendable ante cambios estructurales presentes en las series. Otra razón por la cual la combinación de modelos puede mejorar el pronóstico puede ser que si hay una mala especificación del modelo la combinación puede reducir la varianza. En otro trabajo, Brown y Murphy (1996) señalan que la combinación de pronósticos tiene más posibilidades de mejorar el rendimiento de la predicción cuando cada pronóstico individual que es combinado es independiente uno del otro y no están correlacionados.

Entre algunas publicaciones, no exactamente sobre el transporte aéreo, pero sí sobre movimientos turísticos que emplean la técnica de combinación de pronósticos, se pueden mencionar los trabajos de Chu (1998), que genera pronósticos mensuales de llegada de turistas a Singapur usando la metodología SARIMA y modelos de regresión sinusoidal. Chu aplica una versión adaptada del método de varianza/covarianza aplicada a datos estacionales y evalúa el desempeño de los pronósticos individuales usando el porcentaje de error medio absoluto. Y concluye que la combinación de pronósticos es más acertada que los pronósticos individuales de ambos modelos planteados.

Por su parte, Shen, Li, y Song, (2011) emplean datos de flujo de turistas del Reino Unido a siete mercados relevantes para concluir qué esquemas basados en combinaciones ponderadas desiguales de pesos superan al método de promedio simple. Para Coshall (2009) el mejor rendimiento que la combinación pueda presentar depende en gran medida del horizonte de predicción establecido. De esta manera, estudia la salida de turistas del Reino Unido hacia doce destinos diferentes y concluye que el método de la varianza/covarianza supera al

promedio simple para pronósticos de uno y dos años adelante, mientras que lo contrario sucede para pronósticos de tres años. Por último, Wong, Song, Witt, y Wu (2007) estudian la llegada de turistas a Hong Kong y encuentran que el aumento en el desempeño del pronóstico está relacionado con el número de modelos que entran en la combinación. Y señala que el mejor rendimiento se logra al combinar a lo sumo dos o tres modelos individuales.

En Armstrong (2001) se sugiere que, de forma general, la combinación de diferentes pronósticos arrojados por distintas metodologías tiende a mejorar la exactitud de las previsiones. El único trabajo que se ha encontrado sobre pronósticos de tráfico aéreo que incorpora la combinación en su análisis ha sido Bougas (2013). Y concluye que la combinación del pronóstico obtenida a partir de los modelos individuales siempre supera a la conseguida por el peor modelo individual. Y en algunos casos domina al pronóstico realizado por el mejor modelo. Por lo tanto, se reduce notablemente el fracaso completo del pronóstico a partir de la combinación de las previsiones. Dadas las bondades y la utilidad derivada de la combinación de los modelos y sus respectivos pronósticos, se echan en falta más trabajos en este sentido mediante la investigación de técnicas más complejas de combinación de pronósticos.

Recapitulando, la mayoría de los trabajos sobre combinación de predicciones encuentran que los pronósticos combinados basados en alguna medida de ponderación son más certeros que los pronósticos realizados a partir de modelos individuales. Y por otra parte, los métodos de ponderación que asignan pesos diferentes a cada modelo a partir de su rendimiento de predicción pasado, resultan más eficaces que los que fijan pesos individuales iguales a partir de un promedio simple.

Sin embargo, no todos los trabajos encontrados sobre la combinación de modelos sostiene este argumento: que la combinación de modelos supone un pronóstico más certero. Algunos investigadores sugieren que la combinación de pronósticos no siempre produce mejoras significativas en la precisión de las previsiones en todas las circunstancias. Por ejemplo, Winkler y Clemen (1992) encuentran que la combinación de modelos tiene un desempeño mediocre en sus estudios empíricos, debido a la combinación inestable de pesos asignada, y que es causada por la alta correlación entre los errores generados por los diferentes modelos. En otros estudios, entre los que se pueden mencionar los trabajos de Koning, Franses, Hibon y Stekler (2005), se demuestra que la combinación de modelos de predicción no siempre es más precisa que los modelos individuales, para demostrarlo utilizan la predicción de tres modelos univariantes y una técnica combinatoria. En el mismo sentido, Hibon y Evgeniou (2005) llegan a conclusiones parecidas pero ampliando el número de combinaciones de diferentes métodos predictivos.

3.3.5. Desagregación de datos y precisión del pronóstico

La mayoría de los estudios sobre tráfico aéreo se basan en datos agregados (total de pasajeros) a nivel país, región o aeropuerto. Sin embargo, en el análisis desagregado de la demanda de transporte aéreo (segmentos de tráfico, aeropuertos individuales, etc.) puede ser de utilidad para los tomadores de decisiones en la medida que provee de información más detallada y diversa sobre el comportamiento mismo de la demanda total. Si lo que se pretende,

y el objetivo primordial de la investigación es el de contar con información más minuciosa sobre las tendencias de diferentes segmentos tráfico, por ejemplo, nacional o internacional. Entonces, un enfoque desagregado debe de ser usado para pronosticar la demanda de transporte aéreo. Sin embargo, si los datos desagregados se encuentran disponibles y el objetivo primordial es pronosticar la demanda total agregada, el pronóstico de este agregado se puede realizar por dos métodos o vías. El primer camino consiste en pronosticar la demanda total agregada directamente a través de la agregación de los datos. La segunda opción es pronosticar primeramente y de manera individual cada componente de la demanda total del mercado, para posteriormente sumar esas estimaciones individuales para llegar al pronóstico total del agregado.

En la literatura, a este último enfoque se le conoce como método indirecto del pronóstico de la demanda total, o también puede ser conocido como un planteamiento de tipo *bottom-up*. Pocos estudios se han encontrado dentro de la literatura que exploten esta posibilidad de análisis. Como se mencionó la práctica habitual para pronosticar el tráfico aéreo es recurrir al nivel agregado para modelizar la demanda total de pasajeros y, en su caso, distribuir o repartir después los resultados.

La prevalencia de este enfoque puede deberse a varios motivos, o bien no se disponen de datos individuales a nivel desagregado, o el esfuerzo de producir estimaciones individuales no compensa el trabajo realizado o, simplemente, no es de interés para el investigador.

Además como menciona Carson, Cenesizoglu y Parker (2011), el tráfico aéreo es un producto relativamente maduro, así que el interés recae generalmente en pronosticar la demanda agregada total. Sin embargo, si se cuenta con datos desagregados parece por lo menos interesante –sino obligado- explorar esta circunstancia y comparar los resultados obtenidos a través de los diferentes caminos.

De esta manera, la estimación agregada es preferible al enfoque desagregado cuando el esfuerzo de producir pronósticos individuales es alto en términos analíticos y materiales. Por otro lado, los argumentos econométricos a favor de la adopción de un enfoque desagregado también son contundentes cuando se dispone de datos a nivel desagregado.

Haciendo referencia al trabajo de Allen y Fildes (2001), que realizan una revisión de la literatura sobre las ventajas que puede suponer el uso de datos desagregados, se puede mencionar la información adicional que se puede obtener debido a la heterogeneidad presente entre los distintos mercados considerados. Sin embargo, también apuntan que el desempeño relativo del enfoque agregado o desagregado depende en mayor o menor grado de las características específicas del ejercicio de previsión (Carson, Cenesizoglu, & Parker, 2011).

Por lo tanto, el presente trabajo está centrado en explorar las dos posibilidades de aproximación –agregado o desagregado- para pronosticar la demanda total de pasajeros aéreos y comparar cuál de los dos enfoques resulta más preciso para predecir el número total de pasajeros en los aeropuertos españoles.

En la literatura econométrica teórica siempre ha estado presente dicha disyuntiva, si pronosticar las variables de manera desagregada y agregar posteriormente esos pronósticos, o simplemente predecir el agregado. El dilema no se circunscribe a un solo sector o variable, los pronósticos de agregados macroeconómicos son empleados frecuentemente por el sector privado, el gobierno, algunas instituciones internacionales, así como bancos centrales de todo el mundo. Recientemente, ha existido un renovado interés dentro de la literatura para comprobar los efectos de la agregación contemporánea de los pronósticos, y averiguar las mejoras potenciales en términos de precisión que pueden obtenerse al pronosticar los componentes de manera individual y posteriormente agregarlos, o estimar únicamente un pronóstico simple del agregado. Para mayores detalles consultar Benalal, del Hoyo, Landau, Roma, y Skudelny (2004), Espasa, Senra, y Albacete (2002), Fair y Shiller (1990), Marcellino, Stock, y Watson (2003) y Zellner y Tobias (2000).

La literatura teórica muestra que agregar los pronósticos de los componentes es, al menos, tan preciso como el pronóstico directo del agregado si el proceso generador de datos es conocido, y disminuye el error cuadrático medio de la predicción, todo esto bajo ciertas condiciones. Pero si el proceso generador de datos no es conocido, y por lo tanto tiene que ser estimado, las propiedades intrínsecas del proceso generador de datos desconocido determinarán cuándo la combinación desagregada de los pronósticos mejora la precisión de la previsión del agregado. Entonces puede ser que resulte mejor pronosticar el agregado directamente (Hendry y Hubrich, 2010).

La discusión teórica sobre agregación versus desagregación es longeva, y entre las contribuciones más destacadas sobre el tema puede mencionarse a Grunfeld y Griliches (1960), Kohn (1982), Lütkepohl (1984,1987), Granger (1987), Pesaran, Pierse y Kumar (1989), Garderen, Lee y Pesaran (2000), Giacomini y Granger (2004) y Lütkepohl (2006).

Debido a que, en la práctica, el proceso generador de datos es desconocido, lo único que queda es demostrar de manera empírica si la agregación de los pronósticos desagregados mejora realmente la precisión del pronóstico agregado. En un ejercicio realizado por Hendry y Hubrich (2006) se demuestra que la agregación de los pronósticos de los componentes no mejora el pronóstico a un año de la inflación de la eurozona. En un estudio posterior de Hendry y Hubrich (2010), se sugiere un uso alternativo de la información desagregada que proporcionan los distintos componentes para pronosticar el agregado. Y que difiere del método tradicional de pronosticar los componentes desagregados por separado para posteriormente volverlos a sumar y obtener de esta forma el agregado, y que se realiza a través de la inclusión de las variables desagregadas en el modelo agregado.

Dentro de la literatura empírica hallada sobre el tema, uno de los pocos documentos que realiza una segmentación del tráfico aéreo en tres fracciones: doméstico, transbordos a Estados Unidos e internacional es el de Boguas (2013). Sin embargo, no realiza un enfoque indirecto –agregación individual de los componentes- de la demanda total. En la misma línea, Coto-Millán y Carrera-Gómez (2004) segmentan el tráfico en negocios y placer, pero sólo para la demanda de tráfico aéreo en el Aeropuerto de Santander. El único estudio que incorpora a su análisis un enfoque desagregado para pronosticar la demanda total de tráfico aéreo comercial en Estados Unidos es el realizado por Carson, Cenesizoglu, y Parker (2011). Los

resultados obtenidos confirman que el pronóstico obtenido por el método de agregación individual de los mercados supera para diferentes periodos horizontes de predicción al método directo de cálculo de demanda agregada total.

La investigación antes mencionada se pregunta cuál enfoque es mejor para pronosticar la demanda total de tráfico aéreo en los Estados Unidos. Es decir, si utilizar datos agregados, por ejemplo a nivel nacional, o sumar los pronósticos generados de manera individual a partir de las estimaciones realizadas en cada aeropuerto. Utilizan datos mensuales de pasajeros comerciales que salen de los 179 principales aeropuertos de los Estados Unidos entre 1990 y 2004, tanto a nivel individual por cada aeropuerto, así como a nivel agregado. Los autores comparan los resultados que obtiene la Administración Federal de la Aviación de los Estados Unidos (FAA, por sus en inglés), que predice el número total de pasajeros a través de un modelo de series temporales que usa una combinación de variables macroeconómicas con carácter exógeno⁴², con otro enfoque equivalente a partir de la agregación de mercados individuales con variables exógenas específicas para cada región. Los autores concluyen que el enfoque de agregación de mercados individuales (*aggregating individual markets*, AIM) supera a la estimación realizada bajo una perspectiva agregada, en términos de los pronósticos generados fuera de la muestra para diferentes horizontes de tiempo.

A su vez, plantean una variante de los llamados AIM, en donde restringen que algunos de los coeficientes estimados para determinadas variables explicativas sean los mismos a través de los diferentes aeropuertos. Esta última especificación supera tanto al enfoque agregado como al enfoque AIM. La superioridad mostrada por este enfoque, llamado por los autores *quasi-AIM*, aprovecha de una manera más eficiente la heterogeneidad mostrada por los diferentes aeropuertos.

3.3.6. Conclusiones sobre la literatura empírica

La presente sección revisó algunos de los estudios más relevantes que se han publicado en los últimos años sobre modelización y pronóstico del tráfico aéreo. Las técnicas cuantitativas empleadas para el estudio de la demanda de transporte aéreo pueden englobarse en dos grandes categorías: modelos de series temporales y modelos econométricos de tipo causal. La evidencia muestra que ninguno de los dos modelos o aproximaciones tiene un mejor desempeño de manera sistemática a la hora de pronosticar y competir que su contraparte. Y lo mismo se puede decir dentro de la misma categoría de modelos, pero bajo diferentes especificaciones (por ejemplo, ARIMA vs. SARIMA).

Se encontró que, en algunos estudios, la precisión de los pronósticos puede mejorar mediante la combinación de predicciones. Sin embargo, son pocos los trabajos que emplean esta aproximación para mejorar el desempeño de los resultados. Por lo tanto, se abre una línea de investigación interesante para emplear mejores y más sofisticadas técnicas de combinación de modelos.

⁴² Tales como población, ingreso, precio de la energía.



En cuanto a tratar los datos de manera agregada o desagregada y emplear un enfoque directo o indirecto para pronosticar la demanda total. El único estudio encontrado que compara estas dos visiones confirma que el pronóstico obtenido por el método de agregación individual de los mercados supera, para diferentes periodos horizontes de predicción, al método directo de cálculo de demanda agregada total. Sin embargo, se requiere investigar más en este asunto para confirmar plenamente esta hipótesis.

Considerando el impacto significativo que los eventos inesperados pueden tener en el tráfico aéreo de pasajeros, diversas investigaciones han tratado de modelizar y evaluar las consecuencias que dichos fenómenos imprevistos pueden tener en la serie temporal, a través del llamado análisis de intervención y detección de puntos atípicos. Sin embargo, todo esto se ha hecho una vez ocurrido el evento, no se han encontrado estudios que empleen técnicas de generación de escenarios para tratar de asignar una probabilidad de ocurrencia a distintos acontecimientos.

4. Predicciones del tráfico aéreo de pasajeros en España

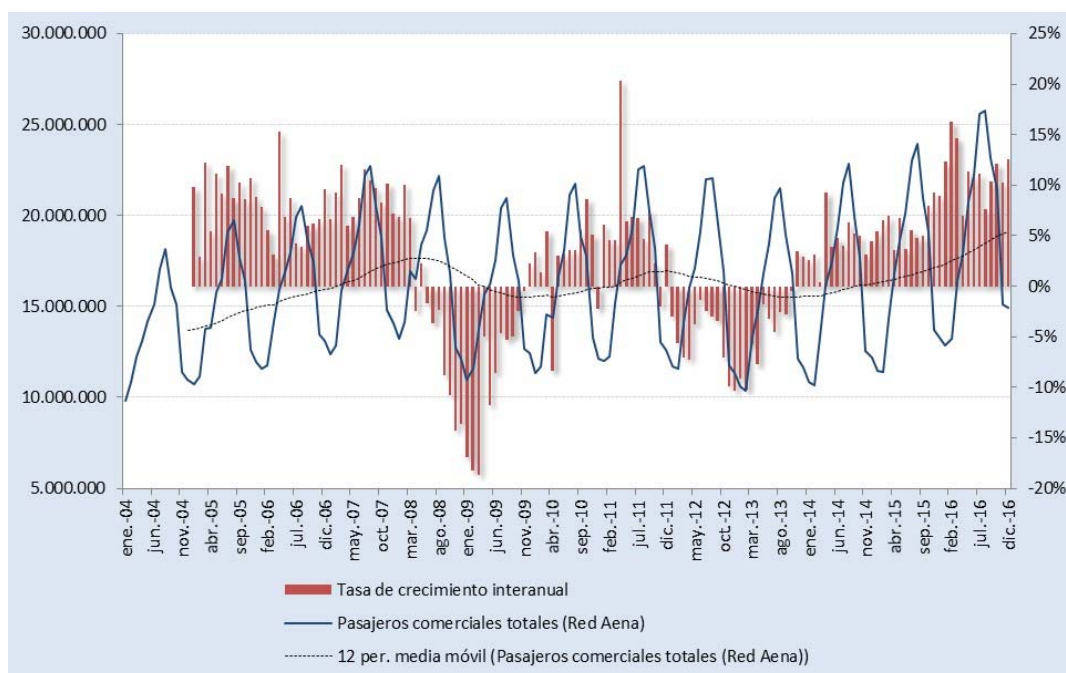
4.1. Consideraciones sobre la base de datos

Los datos utilizados para el análisis objeto de esta tesis doctoral son las series mensuales de pasajeros comerciales en España procedentes de AENA, cuyas estadísticas de tráfico aéreo se encuentran disponibles a través de su propia página web (www.aena.es), en el periodo comprendido desde enero de 2004 a diciembre de 2016⁴³ para los 48 aeropuertos que integran la red española. Como elemento diferenciador y de mejora respecto a otros trabajos similares, se examina si, y en qué medida, el poder predictivo del tráfico aeroportuario de pasajeros en España puede ser mejorado mediante el uso de información más detallada e individualizada, a través de un enfoque desagregado (suma de las predicciones de los diferentes aeropuertos regionales) frente a la opción recurrente de realizar predicciones agregadas para el conjunto nacional.

En primer lugar, en el Gráfico 4.1 se muestra la evolución mensual del tráfico de pasajeros comerciales de toda la red de aeropuertos españoles controlados por AENA (PAX_COM_TOTAL), así como las tasas de crecimiento interanual para todo el periodo considerado, con la finalidad de poder apreciar a grandes rasgos las características esenciales de la serie objeto de estudio.

⁴³ Periodo anual completo mensualmente disponible al inicio y desarrollo de este trabajo.

Gráfico 4.1 Pasajeros comerciales totales y tasas de crecimiento (Red Aena, mensual, millones, %)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de AENA

Las tasas de cambio interanual que se muestran en el Gráfico 4.1, y que coinciden con el ciclo económico, reflejan el impacto negativo que tuvo la crisis económica sobre la evolución del tráfico aéreo de pasajeros durante los años 2008 y 2009, con descensos que superan en algunos meses el 15%, así como en los años 2012-2013 con caídas cercanas al 10%. A partir de octubre de 2013, se vuelve a retomar la senda del crecimiento con incrementos medios en torno al 4%, y acelerando los ritmos de crecimiento en los dos últimos años de la mano de la recuperación económica externa e interna y del importante incremento del turismo que ha beneficiado a España en los años recientes.⁴⁴

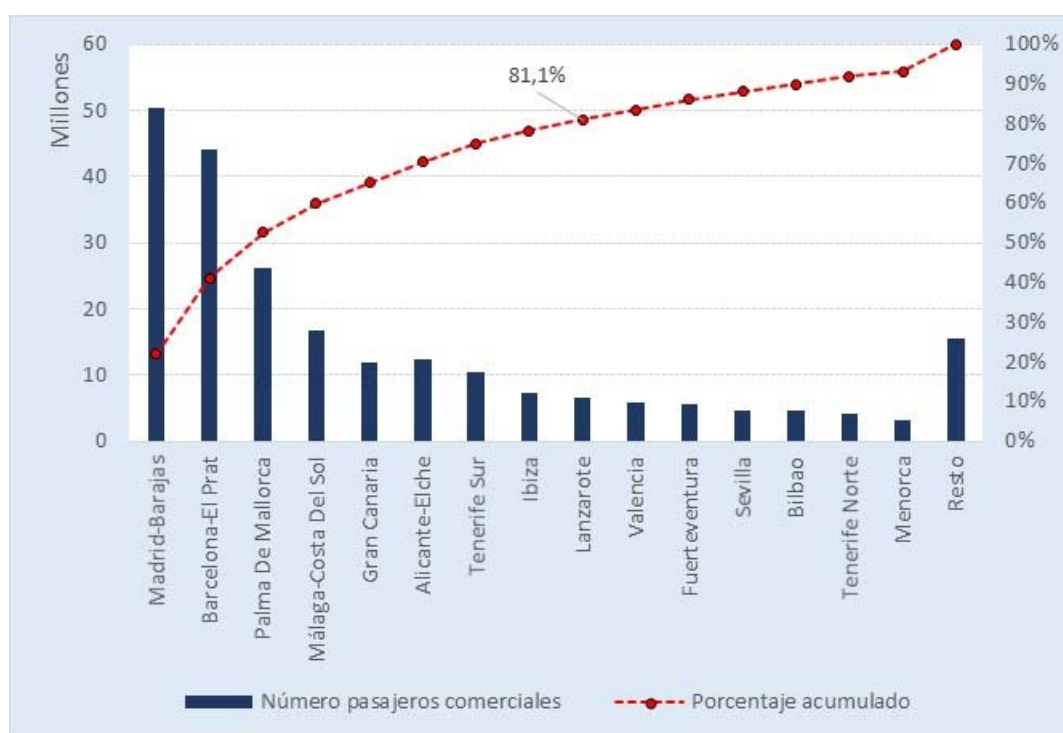
Como se mencionó en la sección 2, y como puede apreciarse en el gráfico señalado, el comportamiento mensual del tráfico de pasajeros en la red de aeropuertos españoles presenta un fuerte componente estacional. De manera general, esta pauta se presenta en casi todos los aeropuertos que componen la red, debido a la fuerte influencia del tráfico turístico por motivo vacacional en España. De tal forma que existe un considerable aumento de la actividad aeroportuaria durante los meses de verano. Este patrón es más acusado y afecta, en mayor medida, a los aeropuertos cuyo tráfico es más dependiente del sector turístico denominado de

⁴⁴ Tal y como se apuntó en la Capítulo 2, la inestabilidad política, los actos de terrorismo y los conflictos geopolíticos en general en algunos de los destinos competidores de España, junto con los bajos precios del petróleo y la debilidad del euro frente al dólar han beneficiado a España en los últimos años, lo que se ha traducido en un desvío importante de turistas hacia el país (Exceltur, 2016).

“sol y playa”, como pueden ser los aeropuertos de las Islas Baleares y Canarias, así como a los aeropuertos de Málaga y Alicante.⁴⁵

Es preciso mencionar también que entre los aeropuertos que componen la red existen diferencias notables en cuanto a tamaño, capacidad y número de pasajeros transportados (véase detalle en la Tabla 4.1). Con dos *hubs* importantes (Madrid y Barcelona) en los que se concentran el grueso de las operaciones de varias compañías aéreas, y que sirven como centros distribuidores del tráfico tanto en el ámbito nacional como internacional; y otros aeropuertos eminentemente turísticos que también cuentan con un peso específico significativo dentro de la red. Así por ejemplo, en el año 2016 más el 80% del tráfico total de pasajeros comerciales (Gráfico 4.2) se acumula prácticamente en 9 aeropuertos –Madrid, Barcelona, Palma de Mallorca, Málaga, Alicante, Tenerife Sur, Ibiza y Lanzarote–.

Gráfico 4.2 Ranking de aeropuertos por movimiento de pasajeros, año 2016 (millones, %)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de AENA

⁴⁵ En los aeropuertos de Gran Canaria y Tenerife Sur, al contrario que en los demás aeropuertos mencionados, es en los meses de invierno en donde se presenta el “pico” de actividad.

Tabla 4.1 Datos básicos de infraestructura aeroportuaria [sólo aeropuertos con tráfico de pasajeros ≥ 1 millón promedio 2010-2016]]

Aeropuerto	Capacidad (millones pasajeros)	Terminales	Líneas ¹ que operan	Destinos ¹	Países ¹ conexión	Pasajeros ² (millones)	Operaciones vuelo ² (miles)	Carga (Tm)	Distancia al centro ciudad (km.)	Área Influencia Población total (mill. personas)
Lanzarote (ACE)	8,8	T1, T2	43	83	18	6,7	54,4	1.777	5	0,145 Lanzarote 2,1 Islas Canarias
Málaga (AGP)	27	T1, T2, T3	49	133	28	16,7	123,7	2.288	8	1,6 Málaga 8,4 Andalucía
Alicante (ALC)	19	Edificio Terminal	37	117	23	12,3	87,1	5.461	8	1,8 Alicante 5 Valencia
Barcelona (BCN)	55	T1, T2 y Terminal de Aviación Corporativa	85	203	54	44,2	307,9	132.755	15	5,5 Barcelona 7,5 Cataluña
Bilbao (BIO)	5,6	Edificio Terminal	22	43	14	4,6	45,1	2.974	12	1,1 Vizcaya 2,2 País Vasco
Fuerteventura (FUE)	8,2	Edificio Terminal	52	82	17	5,7	45,5	945	5	0,108 Fuerteventura 2,1 Islas Canarias
Girona (GRO)	7,2	Edificio Terminal	10	44	17	1,7	18,8	51.364	10	0,754 Girona 7,5 Cataluña
Ibiza (IBZ)	9	Edificio Terminal	50	90	17	7,4	72,5	1.831	7	0,142 Ibiza 12,124 Formentera
Gran Canaria (LPA)	20	Edificio Terminal	55	142	25	12,1	112,0	18.588	18	0,845 Gran Canaria 2,1 Islas Canarias
Madrid (MAD)	70	T1,T2,T3,T4,T4S	79	202	67	50,4	378,2	415.800	12	6,5
Menorca (MAH)	4	Edificio Terminal	41	70	16	3,2	31,3	1.391	4,5	0,92 Menorca 1,1 Islas Baleares

continuación...

Aeropuerto	Capacidad (millones pasajeros)	Terminales	Líneas ¹ que operan	Destinos ¹	Países ¹ conexión	Pasajeros ² (millones)	Operaciones vuelo ² (miles)	Carga (Tm)	Distancia al centro ciudad (km.)	Área Influencia Población total (mill. personas)
Murcia (MJV)	1,5	Edificio Terminal	9	20	8	1,1	8,3		45	1,5
Asturias (OVD)	2	Edificio Terminal	9	20	6	1,3	11,9	53.638	41 Gijón 46 Oviedo	1
Palma de Mallorca (PMI)	34	Edificio Terminal	70	169	30	26,3	197,6	10.452	8	0,861 Mallorca 1,1 Islas Baleares
Reus (REU)	1,6	Edificio Terminal	9	23	7	817,611	14,5		3	0,792 Tarragona 7,5 Cataluña
Santiago (SCQ)	4,5	Edificio Terminal	11	29	10	2,5	21,3	2.297	10	1,1 A Coruña 2,7 Galicia
Sevilla (SVQ)	6,5	Edificio Terminal	18	46	12	4,6	45,8	6.619	10	1,9 Sevilla 8,4 Andalucía
Tenerife Norte (TFN)	6,5	Edificio Terminal	13	24	6	4,2	55,7	12.696	10	0,891 Tenerife 2,1 Islas Canarias
Tenerife Sur (TFS)	12	Edificio Terminal	64	131	27	10,5	65,9	2.809	18 playas	0,891 Tenerife 2,1 Islas Canarias
Valencia (VLC)	10,5	Edificio Terminal	27	67	22	5,8	62,8	12.581	8	2,5 Valencia 5 Región Valencia

(1): +5000 pasajeros/año

(2): Tráfico total (comercial + tránsitos + Otra clase de tráfico (OCT))

Fuente: AENA (datos referidos a 2016, cifras provisionales no consolidadas)

Con respecto a la muestra que se considerará en la predicción desagregada de los pasajeros comerciales, es preciso hacer notar una cuestión. Tal y como se mencionó anteriormente, el tráfico aéreo en España está bastante concentrado en pocos aeropuertos. Existe un grupo de aeropuertos cuyos niveles de tráfico son relativamente bajos en relación al total, y en algunos casos, además, los datos resultan incluso volátiles. Por tanto, aplicar un enfoque econométrico de este tipo puede resultar en ciertas ocasiones inviable o con resultados poco satisfactorios en términos de fiabilidad de los resultados. A este respecto, un documento publicado por Airports Council International establece que: aunque sea difícil de cuantificar con precisión lo grande que debería ser un aeropuerto para beneficiarse de un enfoque econométrico de predicción, serían, generalmente, más apropiados aeropuertos con niveles de tráfico iguales o superiores al millón de pasajeros por año. La razón principal es que los aeropuertos más pequeños son, a menudo, más sensibles a las estrategias de una única línea aérea o al arbitrio de un número limitado de segmentos de tráfico o mercados. Aeropuertos más grandes y más diversificados son más idóneos para la aplicación de la técnica econométrica. (Airports Council International (ACI), 2011)

Por ello, siguiendo esta recomendación de ACI, se ha optado por separar de la muestra desagregada a los aeropuertos cuyo nivel de tráfico promedio en los últimos seis años (2010-2016) haya sido inferior al millón de pasajeros, para volverlos a sumar y considerarlos como un único aeropuerto para su posterior modelización (Tabla 4.2). Haciendo esta operación, se tiene que existen 20 aeropuertos con más de un millón de pasajeros promedio en los últimos siete años y que aglutinan igualmente en promedio el 96,0% del total de los pasajeros comerciales de la red en dicho periodo. Por lo tanto, los 28 aeropuertos restantes con niveles de tráfico promedio inferiores al millón de pasajeros en los últimos años, y que se considerarán de ahora en adelante como un único aeropuerto, representan sólo el 4,0% restante.⁴⁶

⁴⁶ El Aeropuerto de Reus (REU) no llega al millón de pasajeros promedio en el periodo 2010-2016 (995.737). Pero sí, si se considera el periodo 2010-2015 (1.026.931). Por lo tanto, se ha decidido incluirlo entre el grupo de aeropuertos “modelizables” en ambas muestras según criterios ACI. Por otro lado, el Aeropuerto de Torrejón (TOJ) dejó de recibir vuelos civiles en el año 2013.

Tabla 4.2 Aeropuertos con un nivel de tráfico mayor y menor a un millón de pasajeros comerciales (promedio 2010-2016)

Aeropuertos tráfico pasajeros ≥ 1 millón		Aeropuertos tráfico pasajeros < 1 millón	
Lanzarote (ACE) Málaga (AGP) Alicante (ALC) Barcelona (BCN) Bilbao (BIO) Fuerteventura (FUE) Girona (GRO) Ibiza (IBZ) Gran Canaria (LPA) Madrid (MAD) Menorca (MAH)	Murcia (MJV) Asturias (OVD) Palma de Mallorca (PMI) Reus (REU) Santiago (SCQ) Sevilla (SVQ) Tenerife Norte (TFN) Tenerife Sur (TFS) Valencia (VLC)	A Coruña (LCG) Albacete (ABC) Algeciras (AEI) Almería (LEI) Badajoz (BJZ) Burgos (RGS) Ceuta (JCU) Córdoba (ODB) El Hierro (VDE) Granada (GRX) Huesca (HSK) Jerez (XRY) La Gomera (QGZ) La Palma (SPC) León (LEN) La Rioja (RJL)	Madrid Cuatro Vientos (MCV) Madrid Torrejón (TOJ)* Melilla (MLN) Pamplona (PNA) Sabadell (QSA) Salamanca (SLM) San Sebastián (EAS) Santander (SDR) Son Bonet (SBO) Valladolid (VLL) Vigo (VGO) Vitoria (VIT) Zaragoza (ZAZ)
20 aeropuertos: representan 96,0% del tráfico total de pasajeros aéreos comerciales		29 aeropuertos: representan el 4,0% del tráfico total de pasajeros aéreos comerciales	

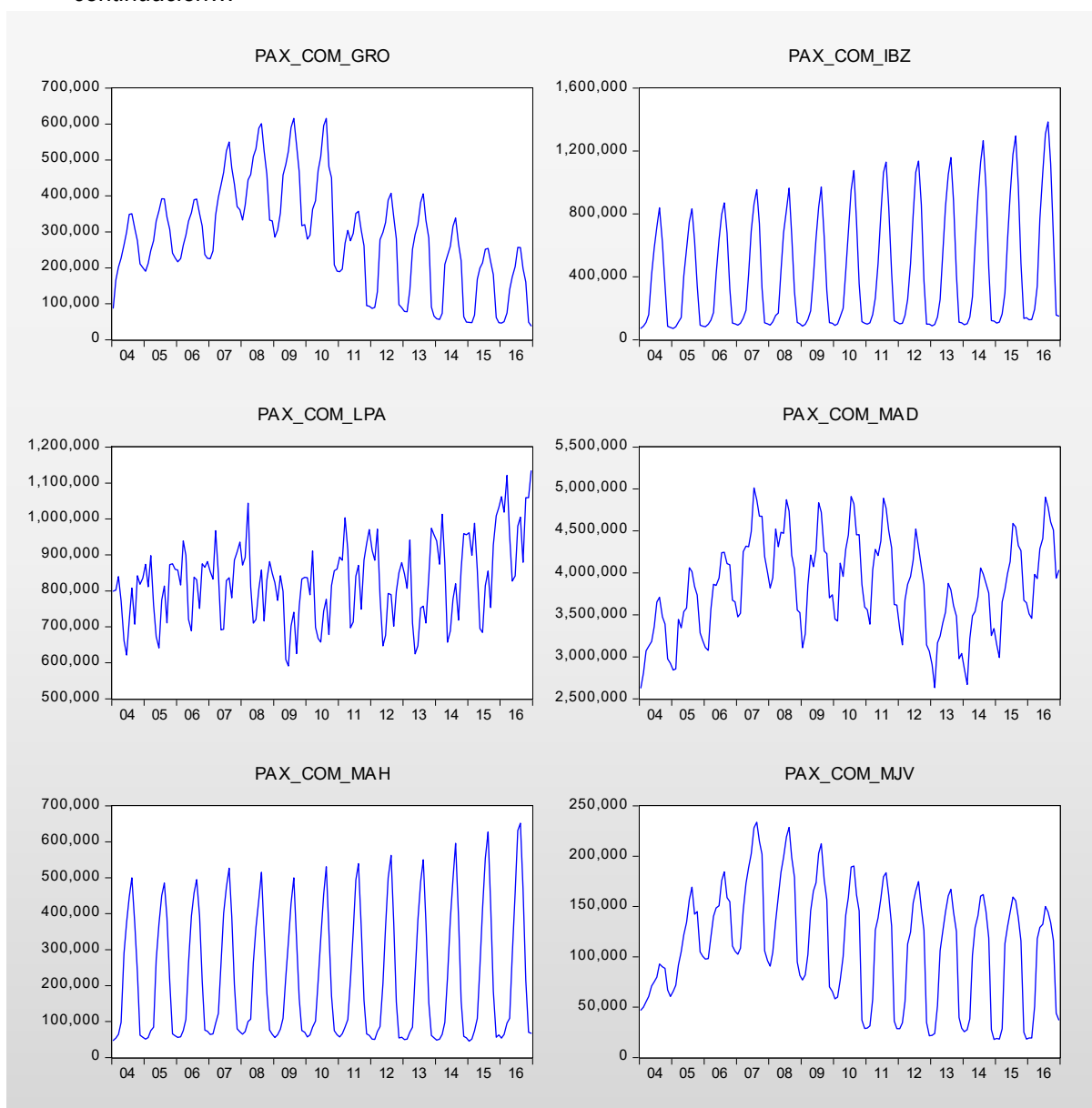
Fuente: Elaboración propia a partir de las estadísticas de Aena. * El Aeropuerto de Torrejón (TOJ) dejó de recibir vuelos civiles en el año 2013.

De esta forma, se modelizarán individualmente los 20 aeropuertos con un tráfico promedio en los últimos años mayor o igual al millón de pasajeros, más un aeropuerto denominando “resto” que engloba a todos los demás aeropuertos, con un volumen de tráfico menor a un millón de pasajeros, y que a efectos prácticos se considera como un solo aeropuerto. El grupo de aeropuertos “resto” incluye aeropuertos que se aproximan al millón de pasajeros junto con otras instalaciones aeroportuarias cuyos niveles de tráfico son muy pequeños y excesivamente volátiles. Al tratarlos como una sola entidad, la modelización se vuelve viable, siguiendo los criterios de ACI. La suma de los 29 aeropuertos restantes alcanza en promedio casi 8 millones en pasajeros en el periodo 2010-2015. Además, dado que el objetivo principal del trabajo es predecir el tráfico total de pasajeros aéreos a nivel nacional, es imprescindible la consideración de todos los aeropuertos en el análisis. En el Gráfico 4.3 se aprecia la evolución del tráfico aéreo de pasajeros en cada uno de los aeropuertos que van a ser analizados.

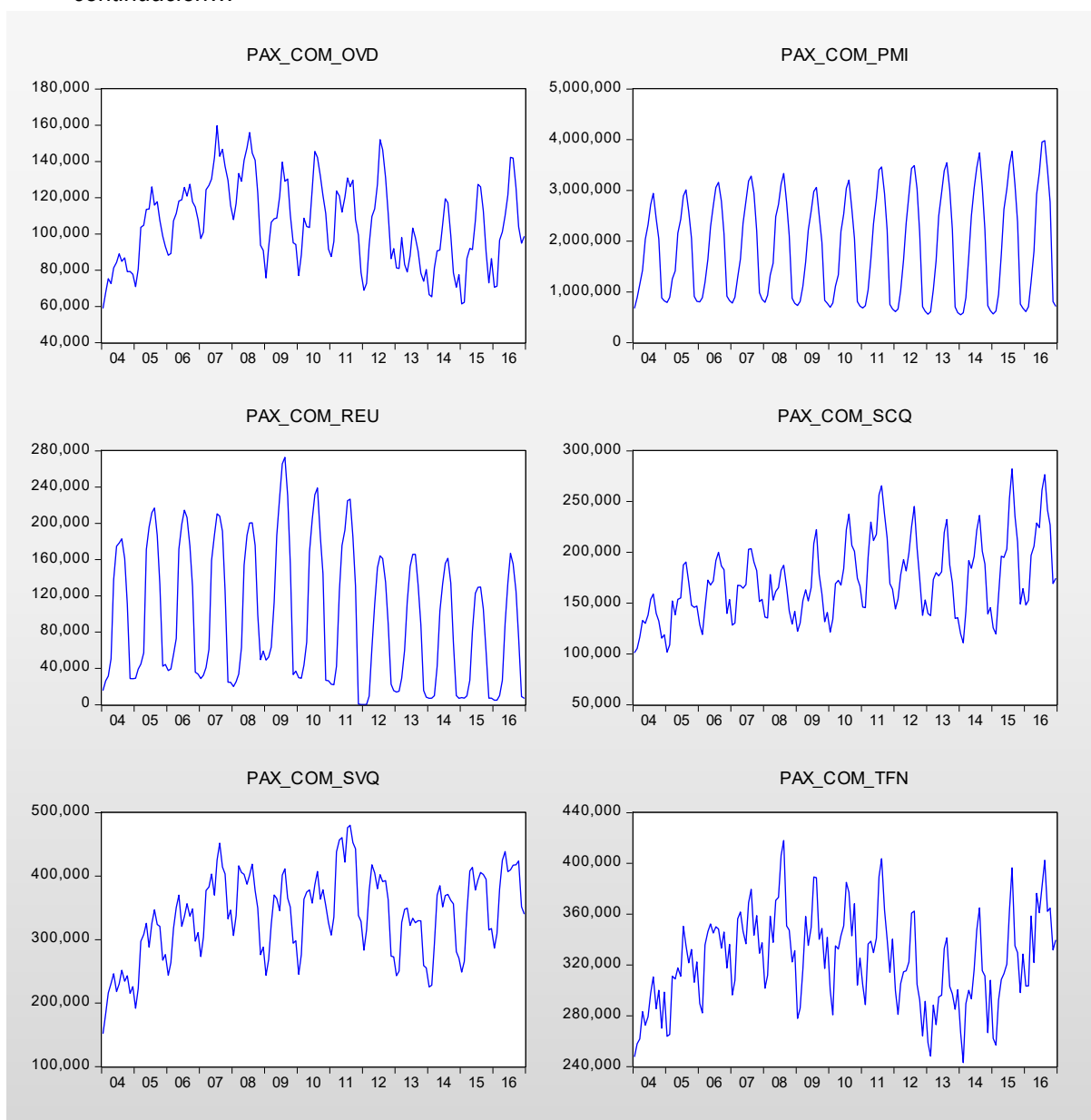
Gráfico 4.3 Pasajeros comerciales por aeropuerto y total de la red ($\geq 1.000.000$ al año), 2004-2016



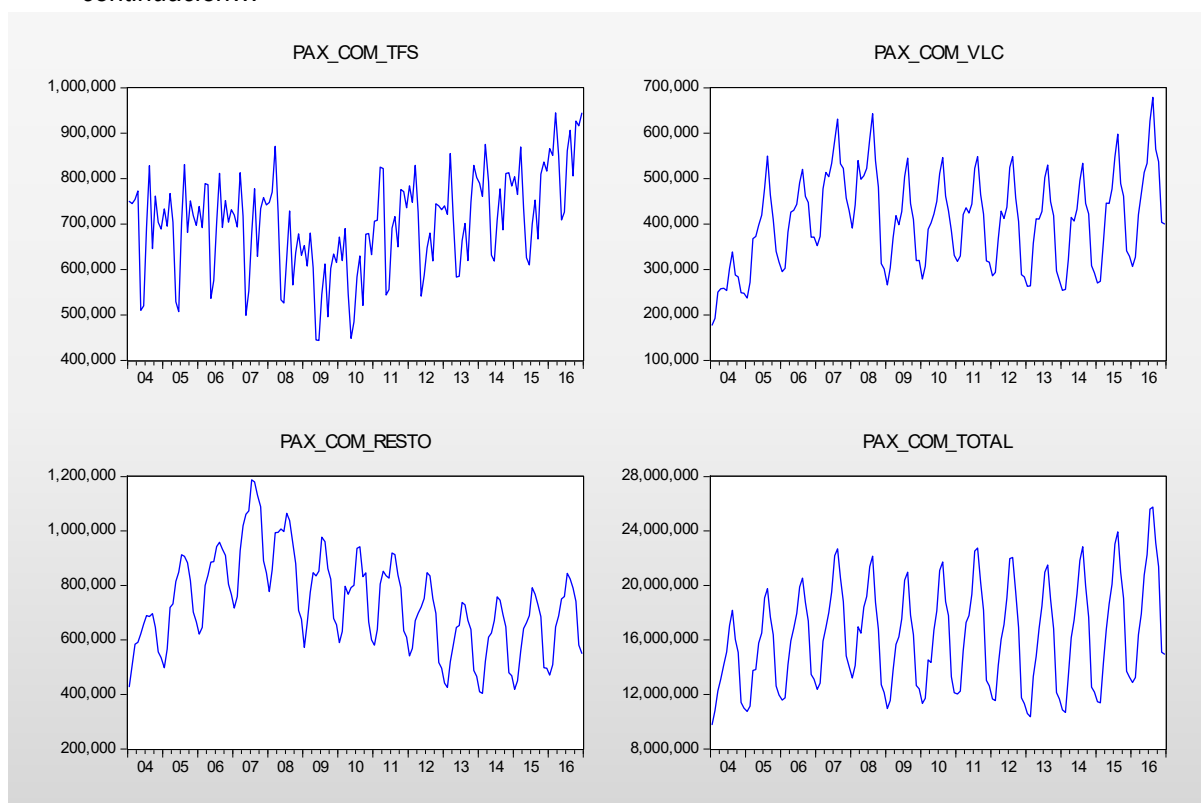
continuación...



continuación...



continuación...



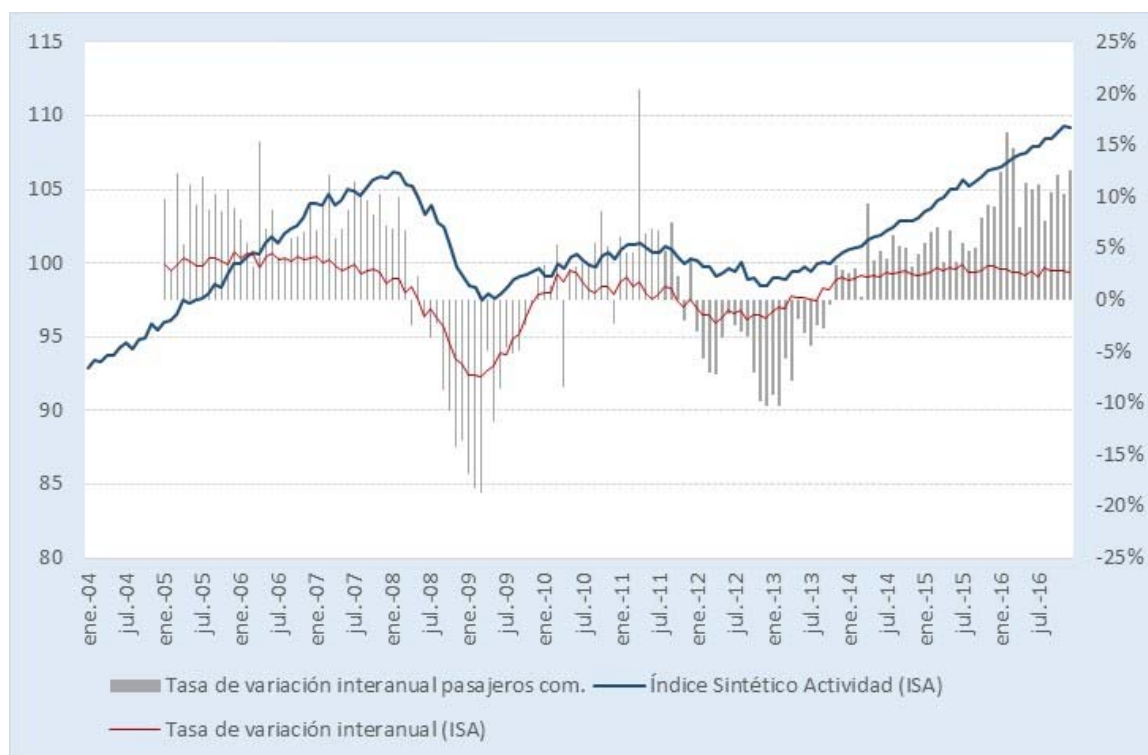
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de AENA

Como elemento de mejora adicional, se pretende utilizar modelos del tipo SARIMAX para la modelización y previsión del tráfico aéreo de pasajeros comerciales, que combinan la modelización ARIMA con una variable explicativa externa (función de transferencia). La incorporación de una variable explicativa que esté íntimamente relacionada con el tráfico aéreo de pasajeros puede contribuir a la mejora de la precisión del pronóstico (Williams, 2007; Tsui et al, 2014; Tsui, Balli y Gow, 2017).

Para el análisis se propone utilizar como variable exógena una serie temporal que reproduzca la actividad económica en su conjunto. En concreto, y motivado por su disponibilidad e idoneidad, se empleará el Indicador Sintético de Actividad (ISA), de periodicidad mensual, elaborado por el Ministerio de Economía y Competitividad (Gráfico 4.4). Dicho número índice está construido con base en diferentes indicadores parciales, y su ritmo de variación interanual, a partir de datos trimestrales, está muy próximo al del PIB, por lo que refleja con bastante exactitud las fases cíclicas de dicha macromagnitud.⁴⁷

⁴⁷ Se conoce que el transporte aéreo tiene una correlación significativa con la actividad económica en su conjunto medida a través del PIB. Por ejemplo, Tsui, Balli y Gow (2014) emplean modelos de tipo ARIMAX para predecir el tráfico aéreo de pasajeros en el Aeropuerto Internacional de Honk-Kong, y emplean como variable exógena *proxy* de dicha magnitud al PIB per cápita.

Gráfico 4.4 Indicador Sintético de Actividad, tasa variación interanual ISA vs. tasa variación interanual pasajeros comerciales

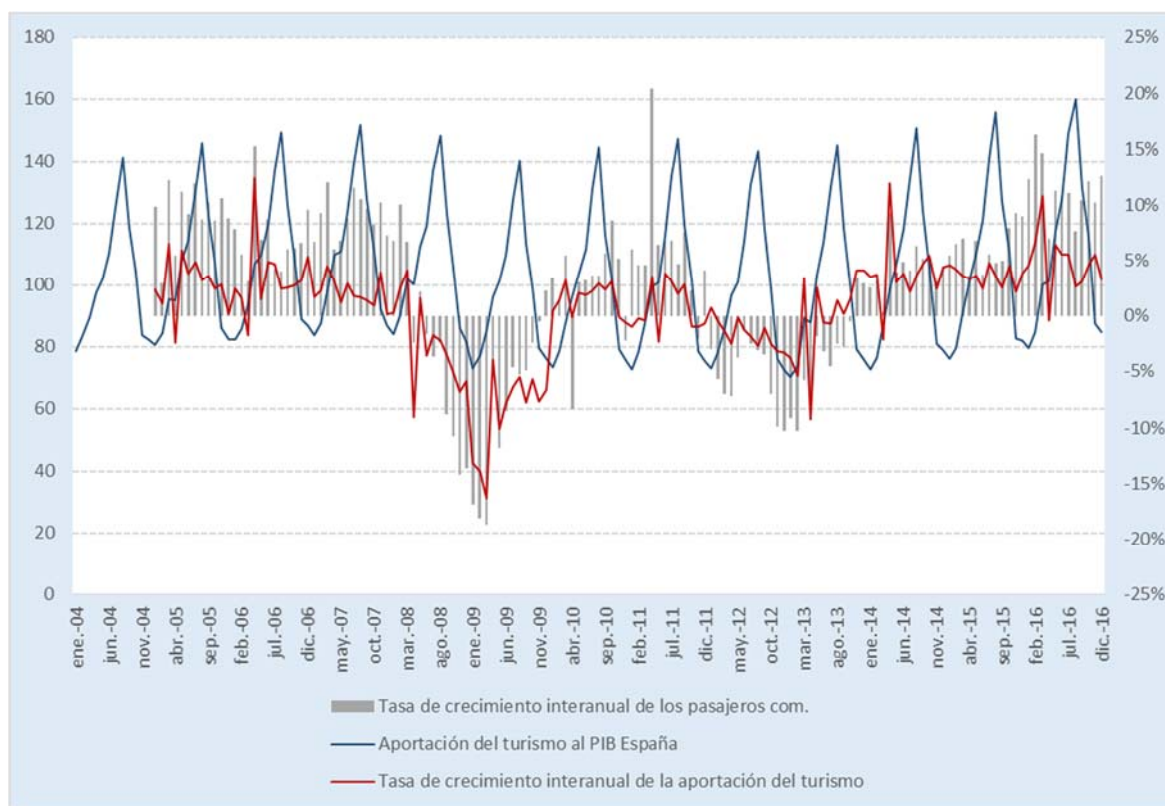


Fuente: Elaboración propia a partir de datos de AENA y del Ministerio de Economía y Competitividad

También se utiliza otra versión de los modelos SARIMAX, en los que se incluye como variable exógena una serie “mensualizada” de la aportación del turismo al PIB español (PIB_TUR, Gráfico 4.5) desde enero 2004 hasta diciembre de 2016.⁴⁸

⁴⁸ En índice de volumen encadenado (I.V.E 2010=100) y no desestacionalizada. Esta serie fue cedida y calculada por Instituto L.R. Klein de la Universidad Autónoma de Madrid a partir de la serie anual de la Cuenta Satélite del turismo en España.

Gráfico 4.5 Aportación del turismo al PIB de España, tasa variación interanual vs. tasa variación interanual pasajeros comerciales



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de AENA, INE e Instituto L.R. Klein UAM

Con el propósito de realizar un análisis ex –post y evaluar el desempeño de los diferentes modelos, se realizan dos ejercicios con iguales características pero en diferentes periodos de tiempo. En el primero de ellos, la muestra comprende desde enero de 2004 hasta diciembre de 2014. A partir de aquí se lanzan predicciones para el año 2015 con el objetivo de valorar el ajuste y el desempeño de los pronósticos arrojados por los distintos modelos estimados con respecto a ese año conocido.

En el segundo ejercicio, la muestra abarca desde enero de 2004 hasta diciembre de 2015, y los pronósticos generados a un año vista (2016) se comparan nuevamente con los valores históricos realizados para evaluar igualmente el comportamiento de las previsiones. Por último, se realiza también un pronóstico ex –ante fuera de la muestra para el año 2017.⁴⁹

4.2. Modelos de predicción

La predicción del tráfico aéreo nacional de pasajeros puede contemplarse como un todo en sí mismo o como agregado de las predicciones realizadas a los datos diferenciados por

⁴⁹ Para realizar este ejercicio se requiere una previsión para el año 2017 de las dos variables exógenas empleadas en los modelos SARIMAX, (ISA y PIB_TUR). El primero es de elaboración propia, y el segundo nuevamente es proporcionado por el Instituto L.R. Klein de la Universidad Autónoma de Madrid.

aeropuertos regionales (cuya suma origina el dato nacional). Se consideran dos enfoques de aproximación a los valores de predicción que dependen del punto de partida adoptado:

- 1) agregado, de arriba-abajo, *top-down*, que otorga primacía a la solución agregada directa que significa distribuir el dato nacional por regiones;
- 2) desagregado, de abajo-arriba, *bottom-up*, que implica obtener el dato nacional por agregación de los datos regionales.

La aplicación de uno u otro enfoque no proporciona los mismos resultados y la conveniencia de su elección depende del objeto de estudio, uso y expectativas. Existen ventajas y desventajas tanto para el enfoque *top-down* como para el método de estimación *bottom-up*. Klein (1969) ya defendía la aproximación *top-down* que garantiza que las predicciones regionales sean consistentes con las predicciones nacionales. Pero también señalaba la inconveniencia de la no retroalimentación: la vuelta de la región a la nación o entre regiones, que, sin embargo, es la principal ventaja de los modelos desagregados. No obstante, abundando en las ventajas e inconvenientes de uno u otro planteamiento, López (2015) expone el efecto “caja negra”, que supone un enfoque *top-down* y las ventajas explicativas de un modelo *bottom-up*, concluyendo que “hay una tendencia para apoyar los modelos *top-down* debido a sus menores costes de desarrollo, en términos de coste-eficacia de los resultados”.

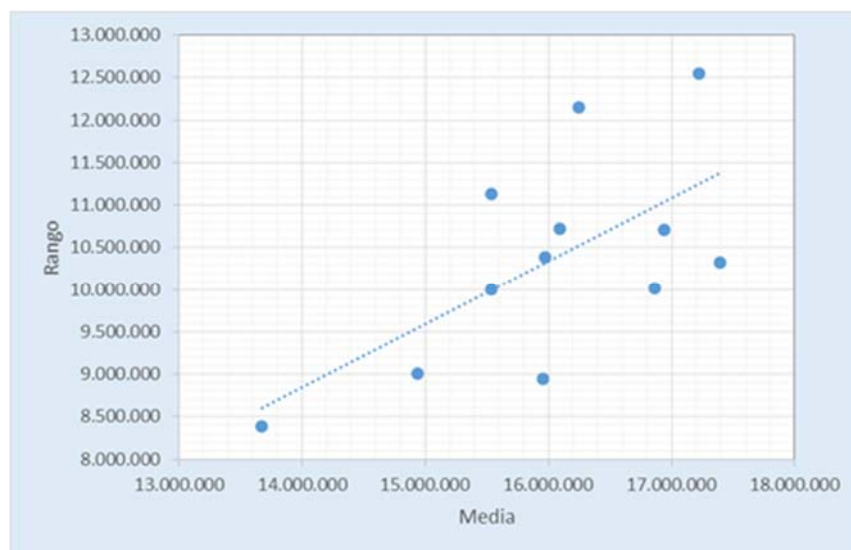
4.2.1. Predicción agregada

Con el propósito de dilucidar cuál de las dos aproximaciones teóricas –enfoque agregado *top down* desagregado (*bottom up*)- produce estimaciones más precisas, es necesario obtener primeramente los resultados de ese modelo agregado de pasajeros comerciales que, posteriormente, será comparado con la suma de las estimaciones individuales de cada aeropuerto.

Por lo tanto, el primer paso consistirá en obtener una estimación de los pasajeros totales a nivel agregado (PAX_COM_TOTAL), bajo la misma metodología empleada en la modelización desagregada por aeropuerto.

Un análisis visual del Gráfico 4.1 mostrado anteriormente permite comprobar que la varianza de la serie no es constante a lo largo del tiempo, y también se puede apreciar que los pasajeros comerciales se incrementan a través del tiempo, lo que sugiere una tendencia positiva y creciente a lo largo del periodo de estudio considerado. Estos elementos podrían ser un indicador preliminar de no estacionariedad de la serie, tanto en media como en varianza. Con el correspondiente diagrama de rango-media para un subconjunto de observaciones se puede confirmar la no estacionariedad en varianza de la serie de pasajeros aéreos comerciales totales en España.

Gráfico 4.6 Diagrama Rango-Media de los pasajeros aéreos comerciales totales



Fuente: Elaboración propia a partir de datos de AENA

Nota: utilizando 12 submuestras de tamaño 12, pendiente de 'rango' con respecto a 'media' = 0.747968, el valor p para H_0 : pendiente = 0 es 0.0271281

Para disminuir la variabilidad de la serie, así como para eliminar la tendencia de la misma, se aplicó una diferencia regular al logaritmo neperiano de los datos. Las correspondientes funciones de autocorrelación (FAC) y autocorrelación parcial (FACP) de dicha transformación posibilitan la observación de los coeficientes que, en el caso de la FAC, muestran un patrón oscilante, indicativo de no estacionariedad, mientras que en la FACP existen coeficientes significativos en los retardos estacionales (12) (Anexo 7.1). El procedimiento más utilizado para contrastar la estacionariedad de una serie es la prueba de Dickey-Fuller (1979). Siguiendo la pauta recogida en Tsui et al (2014) y Nasiru et al (2013), la Tabla 4.3 recoge el resultado de la prueba Dickey-Fuller Aumentada (ADF) sobre esta primera transformación, donde se confirma que la serie aún no presenta un patrón estacionario.

Tabla 4.3 Prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)

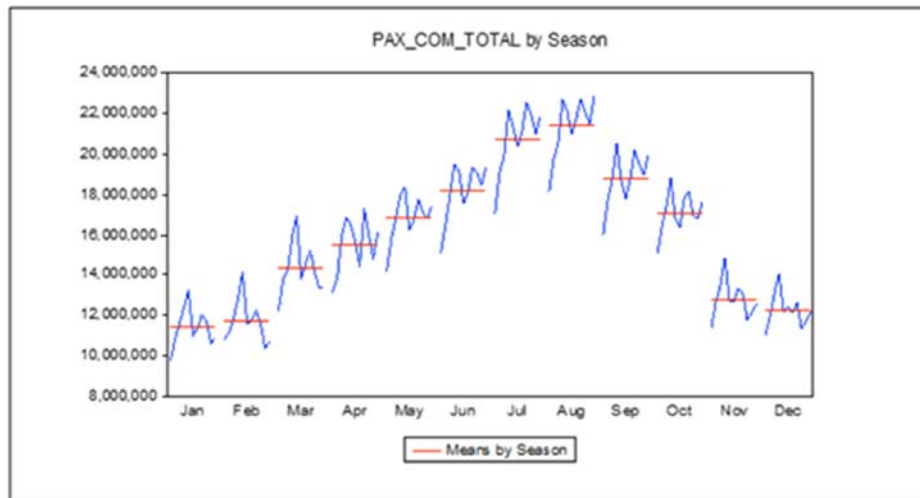
(Diferencia del logaritmo de los pasajeros aéreos comerciales totales, periodo 2004-2014)

	Estadístico t
Prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)	-1,929961*

Nota: * al 5% de significatividad estadística. Variable exógena: ninguna. Número de retardos= 12, selección automática basada en SIC. Fuente: Elaboración propia

También, como se ha hecho notar anteriormente, la estacionalidad (ciclos de determinada duración que se completan al menos una vez en el año) está claramente presente en la serie, con puntas en los meses de verano y valles en los meses de enero y febrero. El Gráfico 4.7 de las subseries estacionales muestra esta situación en las secciones similares de las estaciones: picos en los meses de julio y agosto, indicando periodos de alta intensidad de viajes durante las vacaciones de verano, seguidos por una disminución progresiva hasta alcanzar mínimos en los meses de invierno.

Gráfico 4.7 Subseries estacionales de los pasajeros aéreos comerciales totales (2004-2014)



Fuente: Elaboración propia

Del análisis exploratorio previo se deduce que es preciso realizar una transformación de la serie de pasajeros aéreos comerciales en España, para delinear un comportamiento estable en media y varianza. Cuando una serie presenta una raíz unitaria en la frecuencia cero se convierte en estacionaria aplicando una primera diferencia. Las raíces unitarias estacionales se corrigen aplicando una diferenciación estacional, filtrando la serie con el operador de diferencia estacional $(1-B^s)$.

Como se tiene evidencia gráfica de la posible presencia de raíces unitarias estacionales se recurre a la prueba HEGY desarrollada por Hylleberg et al (1990), extendida por Beaulieu y Miron (1992) para datos mensuales, que es una generalización de la prueba aumentada de Dickey-Fuller y que permite contrastar la estacionariedad en la frecuencia cero (regular) y en las frecuencias estacionales al mismo tiempo (Tabla 4.4). Permite decidir cuáles de las frecuencias estacionales corresponden a raíces estacionales significativas. Junto a las pruebas t y F para las distintas frecuencias, el test incluye una prueba F de significación conjunta para todas las frecuencias estacionales y otra para todas las frecuencias incluyendo la frecuencia cero. Los resultados del test HEGY permiten concluir que no se puede rechazar la hipótesis de raíz unitaria en la frecuencia cero y la presencia de raíces unitarias estacionales en la frecuencia estacional.

Tabla 4.4 Resultados del test HEGY (raíces unitarias presentes en datos mensuales)

(serie logaritmo de los pasajeros aéreos comerciales totales periodo 2004-2014)

Notación y Frecuencia	Nombre de la raíz	Número de ciclos por año	Estadístico	p-valor
$\pi 1 : 0$	no estacional	0	$t_1 = -3,64$	0,02060
$\pi 2 : \pi$	bimensual	6	$t_2 = -4,76$	0,00097
$\pi 3 \pi 4 : \pi/2$	cuatrimestral	3	$F_3 = 5,67$	0,17700
$\pi 5 \pi 6 : 5\pi/6$	--	5	$F_5 = 20,94$	0,00000
$\pi 7 \pi 8 : 2\pi/3$	trimestral	4	$F_4 = 4,09$	0,37525
$\pi 9 \pi 10 : \pi/6$	anual	1	$F_1 = 0,82$	0,96128
$\pi 11 \pi 12 : \pi/3$	semestral	2	$F_2 = 9,87$	0,01739
$\pi 2 \text{ a } \pi 12$	todas estacionales		$F_s = 10,00$	--
$\pi 1 \text{ a } \pi 12$	todas estacionales y no estacionales		$F_t = 11,12$	--

Fuente: Elaboración propia

Una vez realizadas las diferentes pruebas, se procede a la transformación de la serie en logaritmos neperianos de los pasajeros comerciales con una diferencia en la parte regular y una diferencia en la parte estacional ($s=12$) y se realiza nuevamente la prueba ADF para verificar que, efectivamente, dicha estacionariedad estuviera presente en los datos (Tabla 4.5).

Tabla 4.5 Prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)

(Diferencia regular y estacional del logaritmo de los pasajeros comerciales totales, periodo 2004-2014)

	Estadístico t
Prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)	-17.83033*

Nota: * al 5% de significatividad estadística. Fuente: Elaboración propia.

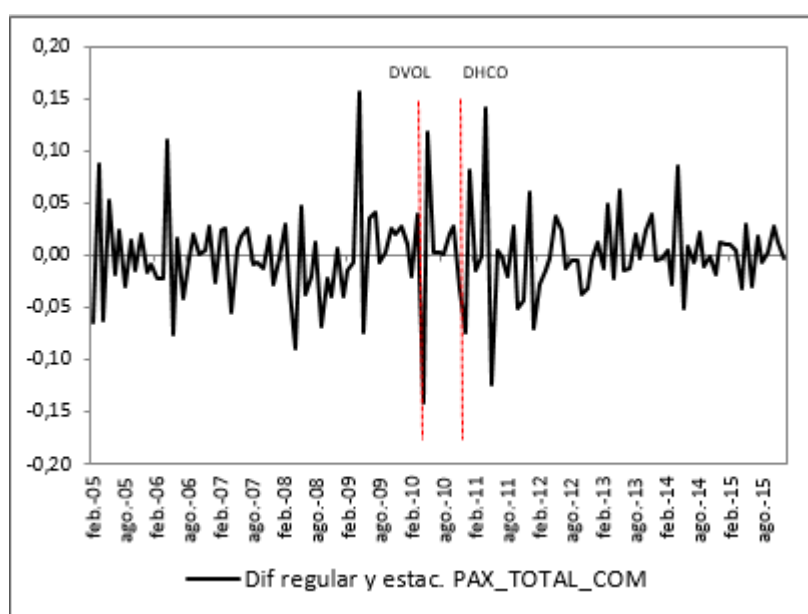
La serie transformada presenta las condiciones necesarias para identificar y estimar el mejor modelo que recoja su comportamiento histórico. En este punto, varios trabajos sobre la demanda de transporte aéreo incorporan el análisis de intervención y tratan de dilucidar el impacto que ciertos acontecimientos de carácter externo han tenido sobre las series de pasajeros. Por ejemplo, Min, Kung y Liu (2010) para el caso de Taiwán, o para el ámbito español las investigaciones realizadas por Coto-Millán et al. (2004) e Inglada y Rey (2004). A partir de aquí, es posible detectar ciertos eventos extraordinarios que han impactado al sector del transporte aéreo en España durante el periodo de estudio considerado. En el periodo analizado, destaca la huelga de controladores de diciembre de 2010 y la erupción del volcán islandés *Eyafjallajökull* que obligó a cerrar el espacio aéreo europeo en abril de 2010, acontecimientos que afectaron negativamente a la serie de pasajeros aéreos comerciales.

Por tanto, la modelización incluye, además, estas dos variables de evento, que en el caso de la huelga de controladores (DHCO) toma el valor de 1 en el mes de diciembre de 2010 y cero en los demás casos, y para la erupción del volcán islandés (DVOL) la variable considera un valor de 1 en el mes de abril de 2010 y cero en los otros meses, tal que:

$$DHCO = \begin{cases} 1, & t = 2010(12) \\ 0, & \text{cualquier otro caso} \end{cases}$$

$$DVOL = \begin{cases} 1, & t = 2010(4) \\ 0, & \text{cualquier otro caso} \end{cases}$$

Gráfico 4.8 Diferencia regular y estacional de logaritmo de la serie de pasajeros comerciales



Fuente: Elaboración propia

El proceso de estimación y generación de pronósticos es el siguiente. Primeramente, se plantea un modelo tipo SARIMAX para la serie PAX_COM_TOTAL utilizando como variable exógena la variable ISA. Posteriormente, se estima el modelo SARIMAX para la misma serie de PAX_COM_TOTAL y empleando, en este caso, como variable exógena el PIB_TUR. Además, se estima un tercer modelo mediante el programa TRAMO/SEATS.⁵⁰ Estos tres pronósticos serán comparados posteriormente con la suma de las estimaciones individuales

⁵⁰ El programa informático, TRAMO/SEATS [TRAMO (*Time series Regression with ARIMA noise, Missing values and Outliers*) y SEATS (*Signal Extraction in ARIMA Time Series*)], desarrollado por Gómez y Maravall (1996), es una herramienta de análisis estadístico que permite la identificación, selección y estimación automática de modelos ARIMA. La ventaja, además de la selección automática del modelo ARIMA más adecuado, radica en que es posible considerar también el tratamiento del número de días laborales (*Trading Days*), así como el efecto Semana Santa (*Easter*), cuando estos son significativos dentro de la serie. Adicionalmente, también incorpora la identificación y tratamiento de los puntos atípicos (*outliers*) dentro de la serie [AO (Aditivo) IO (Innovación) LS (Cambio de nivel) TC (Cambio Transitorio)] comentados en la Capítulo 3.

por aeropuerto para determinar qué vía produce resultados más precisos (criterio fiabilidad/certeza) tanto para el año 2015 como para el año 2016.

Después de estudiar la estructura de los correlogramas y las correspondientes funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF) sobre la serie transformada (Anexo 7.1); así como la estructura de los residuos, se encuentra que los modelos SARIMAX (ISA, PIB_TUR) que mejor se ajustan y predicen la serie de pasajeros comerciales totales en su variante agregada tanto para el año 2015 como para el año 2016 son los mostrados en la Tabla 4.6.

Tabla 4.6 Modelos SARIMAX de la serie de pasajeros comerciales (Total de la Red)

Variable dependiente:	D(LOG(PAX_COM_TOTAL),1,12)	Variable dependiente:	D(LOG(PAX_COM_TOTAL),1,12)
Variable		Variable	
D(LOG(ISA),1,12)	1.816799 (0.330485)	D(LOG(PIB_TUR),1,12)	0.676149 (0.058781)
D(DHCO,1,12)	-0.049467 (0.020772)	D(DHCO,1,12)	-0.060941 (0.013257)
D(DVOL,1,12)	-0.101078 (0.020748)	D(DVOL,1,12)	-0.097883 (0.013278)
MA(1)	-0.533171 (0.083467)	MA(1)	-0.145576 (0.091004)
SMA(12)	-0.342577 (0.093257)	SMA(12)	-0.432032 (0.083255)
R ²	0.600154	R ²	0.796586
ser	0.028734	ser	0.020495
AIC	-4.220349	AIC	-4.896187
SIC	-4.103579	SIC	-4.779417
Durbin-Watson	2.007352	Durbin-Watson	1.912776

(A)

(B)

Variable dependiente:	D(LOG(PAX_COM_TOTAL),1,12)	Variable dependiente:	D(LOG(PAX_COM_TOTAL),1,12)
Variable		Variable	
D(LOG(ISA),1,12)	1.829028 (0.316364)	D(LOG(PIB_TUR),1,12)	0.665326 (0.057544)
D(DHCO,1,12)	-0.049308 (0.019955)	D(DHCO,1,12)	-0.060076 (0.013159)
D(DVOL,1,12)	-0.100764 (0.019927)	D(DVOL,1,12)	-0.096455 (0.013163)
MA(1)	-0.528714 (0.079548)	MA(1)	-0.148131 (0.085992)
SMA(12)	-0.350580 (0.085440)	SMA(12)	-0.475729 (0.073681)
R ²	0.600573	R ²	0.788755
ser	0.027569	ser	0.020049
AIC	-4.306847	AIC	-4.943860
SIC	-4.197107	SIC	-4.834120
Durbin-Watson	2.001407	Durbin-Watson	1.921588

(C)

(D)

Nota: **A** y **B**: muestra 2004:01 a 2014:12; **C** y **D**: muestra 2004:01 a 2015:12. (...) Error Estándar, AIC: Criterio de información de Akaike, SIC: Criterio de información de Schwarz

4.2.2. Predicción desagregada por aeropuerto y agregación total: *bottom-up*

Para la predicción desagregada por aeropuerto y la posterior suma de los componentes, se siguió el mismo esquema empleado en los modelos agregados. Es decir, primero se estimó un modelo SARIMAX para cada aeropuerto utilizando como variable exógena el indicador ISA y las variables dummy de evento DHCO y DVOL. Posteriormente, se calculó también individualmente para cada aeropuerto el otro modelo SARIMAX, que incluye como variable exógena el PIB_TUR junto con las mismas variables de evento consideradas anteriormente.⁵¹ Y también, al igual que en el modelo agregado, existe una tercera estimación y pronóstico para cada aeropuerto, mediante el proceso automático de selección de modelos a través del programa TRAMO/SEATS. Por último, se sumaron los pronósticos resultantes de cada tipo de modelización (SARIMAX con ISA, SARIMAX con PIB_TUR y selección de ARIMA mediante TRAMO/SEATS) para compararlos con las respectivas salidas de los modelos agregados.

⁵¹ En lo que respecta a las estimaciones desagregadas por aeropuerto, como se mencionó, se emplean las mismas variables exógenas y de evento, y se evalúa individualmente su inclusión o descarte, de acuerdo a su significatividad estadística. En caso de no resultar significativas se estima el mejor modelo ARIMA, SARIMA encontrado. En el Anexo 7.4 se encuentran los parámetros de los modelos (S)ARIMA(X) individuales calculados por aeropuerto para el periodo 2004-2014 y 2004-2015, y con las dos variables exógenas consideradas.

Las estimaciones individuales para cada aeropuerto arrojan que para ambos periodos de la muestra, 2004-2014 y 2004-2015, la variable explicativa utilizada (ISA) es significativa, al menos al 10% de significatividad estadística, en todos los casos excepto en tres aeropuertos (Fuerteventura, Murcia y Reus). Cabe señalar también que no en todos los aeropuertos las variables *dummy* de evento (DHCO y DVOL) son estadísticamente significativas. Existen algunas estimaciones en las que sólo se incluye alguna de las dos variables o ninguna.⁵²

Tabla 4.7 Variables (no) significativas incluidas en los modelos por aeropuerto

Aeropuerto	DHCO	DVOL	ISA	PIB_TUR
Lanzarote (ACE)	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Málaga (AGP)	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Alicante (ALC)	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Barcelona (BCN)	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Bilbao (BIO)	<i>sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Fuerteventura (FUE)	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>
Girona (GRO)	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Ibiza (IBZ)	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Gran Canaria (LPA)	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Madrid (MAD)	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Menorca (MAH)	<i>no sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Murcia (MJV)	<i>no sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>
Asturias (OVD)	<i>sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Palma de Mallorca (PMI)	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Reus (REU)	<i>no sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>
Santiago (SCQ)	<i>no sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Sevilla (SVQ)	<i>no sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Tenerife Norte (TFN)	<i>no sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Tenerife Sur (TFS)	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Valencia (VLC)	<i>sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>
Resto	<i>sig.</i>	<i>no sig.</i>	<i>sig.</i>	<i>sig.</i>

Nota: *sig.*: variable significativa al menos al 10%; *no sig.*: variable no significativa

Fuente: Elaboración propia.

Una vez obtenidas las estimaciones individuales por aeropuerto de los diferentes modelos (SARIMAX con ISA, SARIMAX con PIB_TUR y selección de ARIMA mediante TRAMO/SEATS), se procede a realizar la suma de todos para comparar este resultado con el pronóstico obtenido previamente en la versión agregada para los años 2015 y 2016.

4.2.3. Análisis de resultados

La predicción económica requiere considerar la fiabilidad o grado de precisión del pronóstico realizado. Fiabilidad que viene condicionada por la metodología utilizada en el proceso de predicción y por el tipo de información disponible, cuantificada recurriendo a criterios económicos y estadísticos. Como se señala en Cuñado y Gil (2007) la precisión en la

⁵² Además, existen otros casos particulares, como los aeropuertos de Girona (GRO), Reus (REU) y Valencia (VLC), donde se detectaron varios puntos atípicos que se modelizaron con la inclusión de variables dicotómicas en distintos puntos de la serie.

predicción económica es, además, una cuestión de interés continuo e investigación. En la práctica, se utilizan indistintamente ambos conceptos: fiabilidad/precisión. Desde el punto de vista de los criterios económicos, la fiabilidad vendrá determinada por la magnitud concreta obtenida en los datos predichos y su interpretación. Los criterios estadísticos se basan en calcular las medidas de aproximación al dato real, conocido, y valoran el resultado obtenido en términos del error cometido.

En este caso, se trata de comparar la predicción agregada con la procedente de la suma de las predicciones de los aeropuertos individuales, para determinar cuál de los dos enfoques, agregado y desagregado, resulta más preciso y, por tanto, aporta más fiabilidad.

Para evaluar el desempeño y la precisión de los pronósticos arrojados por los diferentes modelos y aproximaciones, se recurre al uso de dos tipos de criterios frecuentemente utilizados para estos propósitos. Estos son, la raíz del error cuadrático medio (RMSE, por sus siglas en inglés) y el error absoluto medio porcentual (MAPE, por sus siglas en inglés). RMSE mide las desviaciones medias respecto a los datos reales y está condicionado al tamaño de las unidades de medida, mientras que MAPE está expresado como porcentaje de los valores realizados, por lo que tiene la ventaja de ser interpretado de manera directa y sencilla. Un mayor detalle de ambas medidas puede consultarse en Makridakis et al (1998). Ambos criterios están basados en los términos de error de pronóstico e_t , y se encuentran expresados bajo las siguientes formulaciones:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}$$

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{y_t}$$

donde:

$$e_t = (y_t - \hat{y}_t)$$

Estos criterios son los habituales en cualquier análisis de valoración de la fiabilidad de la predicción y han sido también utilizados en trabajos similares relacionados con series de viajeros internacionales (véase, por ejemplo, Lim y McAleer, 2002; Kim, 1999). Adicionalmente, para completar la valoración, se consideran dos criterios más, el error absoluto medio (MAE, por sus siglas en inglés), y el coeficiente de desigualdad U de Theil (1966). Este último es una medida de interpretación cualitativa que no depende del tamaño de medida inicial de la información. Un valor de $U=0$ indica una predicción (estimación) perfecta, mientras que un valor de U alejado de cero señala que la predicción obtenida no es mejor que una predicción ingenua (naïve).

En la Tabla 4.8 y en la Tabla 4.9 se recogen los resultados de la aplicación de los dos modelos planteados para el tráfico aéreo de pasajeros en España: modelos agregados (serie pasajeros

comerciales del total de la red) y modelos desagregados (suma de las series de los aeropuertos individuales). Con la finalidad de valorar la precisión de los resultados obtenidos (pronósticos) en términos del error cometido, se contempla una diferenciación en tres periodos (3 meses, 6 meses y a 12 meses vista), aunque este tipo de modelos “funciona” (son más fiables) en horizontes de predicción inferiores a 3 meses (corto plazo). Así se constata en Tsui et al (2014), donde refieren que los errores del pronóstico aumentan notablemente cuando el horizonte de predicción llega a tres meses. Esto supone que los modelos pueden experimentar errores mayores para pronósticos a más largo plazo (incluso a medio plazo, por encima de 6 meses).

Si se compara la salida obtenida de los modelos agregados (Tabla 4.8) se obtiene que a tres meses vista, el Modelo 2 (agregado SARIMAX con variables exógena ISA) es superior al Modelo 1 (estimación automática del agregado mediante TRAMO/SEATS) y al Modelo 3 (agregado SARIMAX con variables exógena PIB_TUR) bajo el criterio del RMSE con un valor de 131,1 en dicho periodo frente a valores del 143,8 y de 300,3 para los Modelos 1 y 3 respectivamente. En el mismo sentido, el coeficiente de desigualdad de U de Theil en el Modelo 2 es el que presenta el valor más pequeño en el pronóstico a tres meses. Sin embargo, si se consideran las medidas de error MAPE y MAE a tres meses, el Modelo 1 es superior a los otros dos modelos restantes. Igualmente a 6 meses vista, el Modelo 1 supera a las otras dos estimaciones agregadas (Modelo 2 y Modelo 3) bajo los criterios del RMSE, MAPE y MAE e indiferente con el Modelo 2 en términos del coeficiente de U de Theil. En el pronóstico a 12 meses, el Modelo 2 (SARIMAX con ISA) prevalece frente a sus rivales agregados bajo todas las medidas de evaluación del error. Una primera conclusión a extraer sería la inclinación a este tipo de modelo (ARIMA estacional con variable explicativa) como herramienta útil para la predicción del tráfico aéreo de pasajeros. La opción de trabajar con la variable exógena relativa al PIB turístico no ofrece ninguna ventaja comparativa, en términos de error y en cualquiera de los horizontes de predicción considerados, respecto a la consideración de la variable exógena del indicador ISA.

Tabla 4.8 Evaluación de los pronósticos, enfoque agregado (año 2015)

	Valor histórico real (miles pasajeros)	Modelo 1 agregado (TRAMO/Seats)	Modelo 2 agregado SARIMAX (ISA)	Modelo 3 agregado SARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	11.468	11.447	11.359	11.361
feb-15	11.387	11.205	11.219	11.154
mar-15	14.299	14.129	14.191	13.846
abr-15	16.751	16.620	16.663	16.542
may-15	18.655	18.303	18.265	17.895
jun-15	20.091	20.110	20.141	19.600
jul-15	23.039	22.806	23.024	22.447
ago-15	23.932	23.771	23.551	23.189
sep-15	20.952	20.786	20.702	20.259
oct-15	19.069	18.478	18.426	18.209
nov-15	13.694	13.067	13.203	12.705
dic-15	13.278	12.694	12.770	12.501
2015	206.615	203.417	203.515	199.708
Medidas evaluación error estimación	RMSE 3 m.	143,8	131,1	300,3
	RMSE 6 m.	184,1	188,7	434,6
	RMSE 12 m.	340,9	333,4	634,9
	MAPE 3 m.	0,986%	1,058%	2,049%
	MAPE 6 m.	0,954%	1,007%	2,319%
	MAPE 12 m.	1,690%	1,640%	3,373%
	MAE 3 m.	123,8	128,0	264,2
	MAE 6 m.	145,6	152,1	375,6
	MAE 12 m.	269,6	266,7	575,6
	U Theil 3 m.	0,006	0,005	0,012
	U Theil 6 m.	0,006	0,006	0,014
	U Theil 12 m.	0,010	0,009	0,018

Nota: Datos de pasajeros en miles, 3 m: pronóstico a 3 meses vista, 6 m: pronóstico a 6 meses vista, 12 m: pronóstico a 12 meses vista. TRAMO/Seats son modelos automáticos. Fuente: Elaboración propia

La versión desagregada (predicciones de tráfico aéreo total como suma de las predicciones de los aeropuertos individuales modelizables) se recoge en la (Tabla 4.9), donde el Modelo 5 (suma de aeropuertos individuales mediante el modelo SARIMAX con ISA) supera a sus contrapartes desagregadas: Modelo 4 (suma de aeropuertos individuales mediante estimación automática TRAMO/SEATS) y Modelo 6 (suma de aeropuertos individuales mediante el modelo SARIMAX con PIB_TUR) en todos los periodos de tiempo considerados y bajo todos los criterios de desempeño evaluados.

Tabla 4.9 Evaluación de los pronósticos, enfoque desagregado (año 2015)

	Valor histórico real (miles pasajeros)	Modelo 4 Suma de aeropuertos (TRAMO/Seats)	Modelo 5 Suma de aeropuertos (modelos individuales, ISA)	Modelo 6 Suma de aeropuertos (modelos individuales, PIB_TUR)
ene-15	11.468	11.441	11.379	11.415
feb-15	11.387	11.243	11.446	11.279
mar-15	14.299	14.129	14.336	14.005
abr-15	16.751	16.482	16.639	16.655
may-15	18.655	18.225	18.199	18.123
jun-15	20.091	20.045	20.015	19.869
jul-15	23.039	22.764	22.890	22.765
ago-15	23.932	23.752	23.527	23.608
sep-15	20.952	20.724	20.589	20.532
oct-15	19.069	18.336	18.342	18.379
nov-15	13.694	12.983	13.291	12.891
dic-15	13.278	12.573	12.806	12.674
2015	206.615	202.697	203.458	202.194
Medidas evaluación error estimación	RMSE 3 m.	129,2	65,5	183,3
	RMSE 6 m.	227,0	199,9	271,6
	RMSE 12 m.	409,3	350,1	436,3
	MAPE 3 m.	0,894%	0,520%	1,156%
	MAPE 6 m.	1,137%	0,843%	1,333%
	MAPE 12 m.	2,017%	1,620%	2,215%
	MAE 3 m.	113,4	62,0	151,7
	MAE 6 m.	180,8	138,6	217,6
	MAE 12 m.	326,5	279,2	368,4
	U Theil 3 m.	0,005	0,003	0,007
	U Theil 6 m.	0,007	0,006	0,009
	U Theil 12 m.	0,012	0,010	0,012

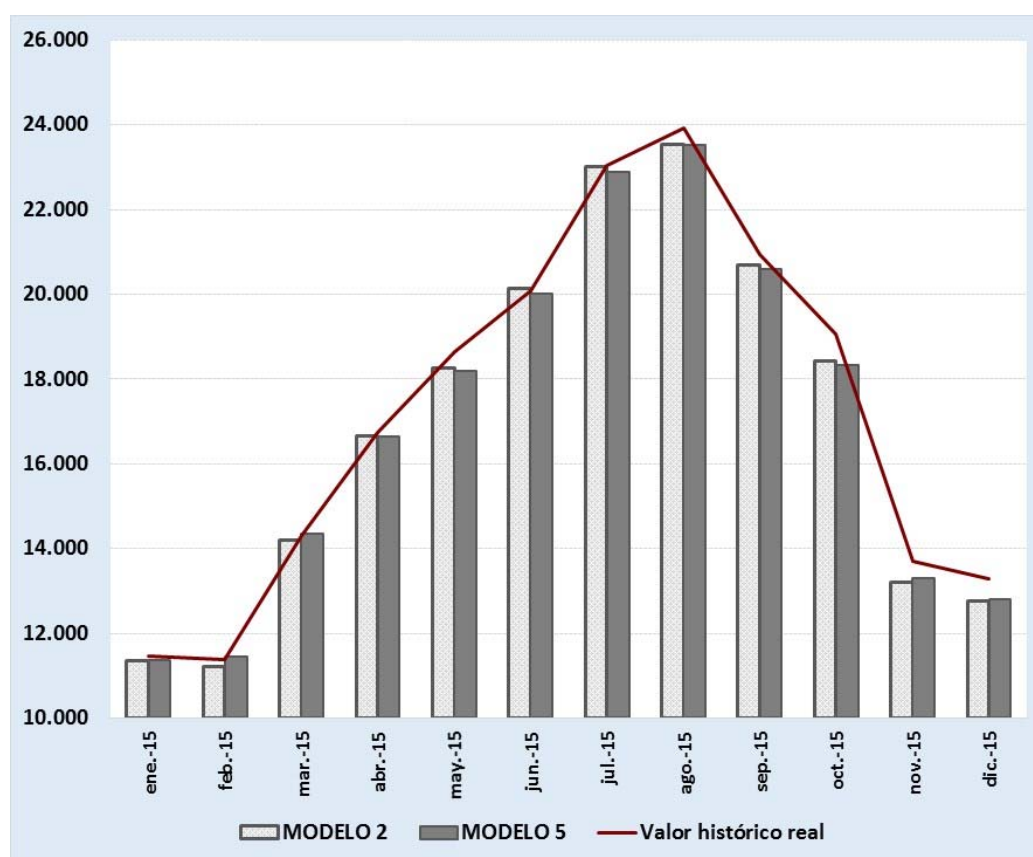
Nota: Datos de pasajeros en miles, 3 m: pronóstico a 3 meses vista, 6 m: pronóstico a 6 meses vista, 12 m: pronóstico a 12 meses vista. TRAMO/Seats son modelos automáticos. Fuente: Elaboración propia

De manera conjunta (considerando todos los modelos calculados bajos los dos enfoques), se aprecia que el Modelo 5 (modelo desagregado, con predicciones calculadas como la suma de aeropuertos individuales mediante el modelo SARIMAX con ISA) es el que presenta el menor error de predicción calculado bajo todas las medidas de evaluación del error (RMSE, MAE, MAPE y U de Theil) en el pronóstico a tres meses vista (con valores de 65,5, 62,0, 0,52% y 0,003 respectivamente frente a valores de 131,1, 128,0, 1,06% y 0,005 del modelo agregado SARIMAX con ISA y de 143,8, 123,8 y 0,99 y 0,006 del modelo agregado calculado automáticamente mediante TRAMO/SEATS). A 6 meses vista, el Modelo 5 desagregado es mejor que los Modelos 1 y 2 agregados en términos de MAE y de MAPE, pero peor según RMSE. A 12 meses vista, periodo demasiado amplio para su consideración real (porque se

haría una revisión de predicciones antes) el esfuerzo realizado en la desagregación sólo compensaría en términos del MAPE, obteniéndose valores satisfactorios (cerca de cero) y similares en ambas aproximaciones mediante el coeficiente de desigualdad U de Theil. De manera global, el modelo en su versión desagregada es ligeramente superior bajo el criterio de desempeño seleccionado del MAPE.

El Gráfico 4.9 muestra los valores históricos reales de los datos de pasajeros aéreos frente a los valores pronosticados del enfoque agregado, SARIMAX con ISA (modelo 2), y de la aproximación desagregada a partir de la suma de aeropuertos con los modelos propios (modelo 2, SARIMAX con ISA) para el detalle mensual del año 2015. En ambos casos, los modelos logran capturar de una manera adecuada la serie en niveles y su respectiva estacionalidad que es el objetivo perseguido.

Gráfico 4.9 Comparativa valor histórico real vs. pronóstico del modelo 2 (agregado SARIMAX con ISA) y modelo 5 (desagregado con ISA) Pasajeros (miles), año 2015



Nota: Modelo 2 agregado (SARIMAX, ISA) y Modelo 5 desagregado (suma modelos aeropuertos, SARIMAX ISA). Fuente: Elaboración propia.

En términos generales, la previsión de los dos enfoques, agregado, *top-down*, y desagregado, *bottom-up*, se ajusta razonablemente bien a los valores históricos (Tabla 4.10). Ambas estimaciones se encuentran, en promedio, ligeramente por debajo de los valores reales, es decir, infravaloran. El modelo más alejado se queda al 96,7% del dato real para el promedio del

año analizado (modelo 3, agregado PIB_TUR). En especial, existe una discrepancia mayor en el segundo semestre, donde los errores cometidos por ambos enfoques son mayores en dicho periodo. Como ya se puso de manifiesto al analizar los errores, el porcentaje de precisión o grado de concordancia o adecuación (entendido como la cercanía del dato de predicción al dato real) en el promedio de los tres primeros meses de predicción (enero-marzo) es muy elevado, del 100% en el modelo 5 desagregado.

Tabla 4.10 Evaluación de los pronósticos de pasajeros aéreos, enfoque agregado vs. enfoque desagregado, en términos de adecuación de las predicciones por subperiodos (2015)

	Pasajeros aéreos reales	Predicción Modelo 1 agregado	Predicción Modelo 2 agregado	Predicción Modelo 3 agregado	Predicción Modelo 4 desagregado	Predicción Modelo 5 desagregado	Predicción Modelo 6 desagregado
2015	206.615	203.417	203.515	199.708	202.697	203.458	202.194
enero-marzo	12.385	12.260	12.256	12.120	12.271	12.387	12.233
enero-junio	15.442	15.302	15.306	15.066	15.261	15.336	15.224
julio-diciembre	18.994	18.600	18.613	18.218	18.522	18.574	18.475
		% Precisión Modelo 1	% Precisión Modelo 2	% Precisión Modelo 3	% Precisión Modelo 4	% Precisión Modelo 5	% Precisión Modelo 6
2015		98,5%	98,5%	96,7%	98,1%	98,5%	97,9%
enero-marzo		99,0%	99,0%	97,9%	99,1%	100,0%	98,8%
enero-junio		99,1%	99,1%	97,6%	98,8%	99,3%	98,6%
julio-diciembre		97,9%	98,0%	95,9%	97,5%	97,8%	97,3%

Nota: Modelo 1: Agregado TRAMO/SEATS, Modelo 2: Agregado SARIMAX con ISA, Modelo 3: Agregado SARIMAX con PIB_TUR, Modelo 4: Desagregado TRAMO/SEATS, Modelo 5: Desagregado SARIMAX con ISA, Modelo 6: Desagregado SARIMAX con PIB_TUR. Fuente: Elaboración propia.

En la mayoría de los trabajos sobre series temporales la práctica habitual es emplear un solo modelo de predicción para pronosticar múltiples horizontes. Sin embargo, hay evidencias que sugieren que el uso de diferentes modelos de predicción para diferentes horizontes podría mejorar la precisión de pronóstico (Kang, 2003).

Según se avanzaba en este trabajo de investigación se hicieron públicos los datos del tráfico aéreo de pasajeros referidos al ejercicio de 2016 ya completo, por lo que se replica el proceso seguido para el año 2015 considerando ahora la predicción para 2016 (segundo periodo considerado). Se comprueba que los resultados cambian de manera considerable. En primer lugar, hay que hacer notar que los errores cometidos por todos los enfoques y modelos aumentan en relación a los errores realizados en el año previo. Es decir, todas las aproximaciones se quedan por debajo del valor real en una proporción mayor. Dentro de la perspectiva agregada, el Modelo 1 (estimación automática del agregado mediante TRAMO/SEATS) supera a los otros dos modelos agregados, Modelo 2 (agregado SARIMAX con variables exógena ISA) y Modelo 3 (suma de aeropuertos individuales mediante el modelo

SARIMAX con PIB_TUR) en todos los periodos de tiempo considerados y bajo todos criterios de desempeño evaluados (Tabla 4.11)

Tabla 4.11 Evaluación de los pronósticos, enfoque agregado (año 2016)

	Valor histórico real (miles pasajeros)	Modelo 1 agregado (TRAMO/Seats)	Modelo 2 agregado SARIMAX (ISA)	Modelo 3 agregado SARIMAX (PIB_TUR)
ene-16	12.885	12.543	12.335	12.521
feb-16	13.237	12.725	12.237	12.527
mar-16	16.392	15.938	15.341	16.054
abr-16	17.924	17.790	17.973	17.655
may-16	20.764	20.184	19.780	20.270
jun-16	22.255	21.923	21.647	21.879
jul-16	25.600	25.264	24.524	25.078
ago-16	25.749	25.888	25.753	25.499
sep-16	23.133	22.827	22.465	22.384
oct-16	21.384	20.739	20.309	20.443
nov-16	15.099	14.734	14.558	14.569
dic-16	14.952	14.399	14.063	14.030
2016	229.374	224.952	220.986	222.909
Medidas evaluación error estimación	RMSE 3 m.	441,7	895,6	500,3
	RMSE 6 m.	418,3	790,2	448,8
	RMSE 12 m.	421,5	795,2	586,0
	MAPE 3 m.	3,098%	6,077%	3,418%
	MAPE 6 m.	2,388%	4,329%	2,637%
	MAPE 12 m.	2,220%	3,970%	3,012%
	MAE 3 m.	436,1	866,8	470,8
	MAE 6 m.	392,5	706,9	425,3
	MAE 12 m.	391,6	707,9	538,7
	U Theil 3 m.	0,016	0,032	0,018
	U Theil 6 m.	0,012	0,023	0,013
	U Theil 12 m.	0,011	0,021	0,015

Nota: Datos de pasajeros en miles, 3 m: pronóstico a 3 meses vista, 6 m: pronóstico a 6 meses vista, 12 m: pronóstico a 12 meses vista. TRAMO/Seats son modelos automáticos.

Fuente: Elaboración propia.

Es notorio que anteriormente uno de los mejores modelos, Modelo 5 (modelo desagregado, con predicciones calculadas como la suma de aeropuertos individuales mediante el modelo SARIMAX con ISA) es ahora el que presenta el peor desempeño (un RMSE de 837,3 con un MAPE de 5,730% a tres meses vista) de entre todas las versiones desagregadas, en todos los periodos considerados y en todas las medidas de evaluación del error.

Tabla 4.12 Evaluación de los pronósticos, enfoque desagregado (año 2016)

	Valor histórico real (miles pasajeros)	Modelo 4 Suma de aeropuertos (TRAMO/Seats)	Modelo 5 Suma de aeropuertos (modelos individuales, ISA)	Modelo 6 Suma de aeropuertos (modelos individuales, PIB_TUR)
ene-16	12.885	12.522	12.323	12.462
feb-16	13.237	12.636	12.338	12.488
mar-16	16.392	15.819	15.403	15.990
abr-16	17.924	17.696	17.848	17.513
may-16	20.764	19.930	19.553	20.150
jun-16	22.255	21.649	21.281	21.643
jul-16	25.600	25.029	24.189	24.812
ago-16	25.749	25.471	25.259	25.172
sep-16	23.133	22.520	22.055	22.114
oct-16	21.384	20.436	19.969	20.227
nov-16	15.099	14.502	14.419	14.436
dic-16	14.952	14.190	13.925	13.925
2016	229.374	222.401	218.560	220.931
Medidas evaluación error estimación	RMSE 3 m.	523,3	837,3	548,3
	RMSE 6 m.	567,9	868,4	551,1
	RMSE 12 m.	615,7	976,3	744,3
	MAPE 3 m.	3,618%	5,730%	3,799%
	MAPE 6 m.	3,143%	4,637%	3,233%
	MAPE 12 m.	3,192%	4,825%	3,816%
	MAE 3 m.	512,4	816,9	524,8
	MAE 6 m.	534,0	785,3	535,3
	MAE 12 m.	581,1	901,1	703,5
	U Theil 3 m.	0,019	0,030	0,020
	U Theil 6 m.	0,016	0,025	0,016
	U Theil 12 m.	0,016	0,025	0,019

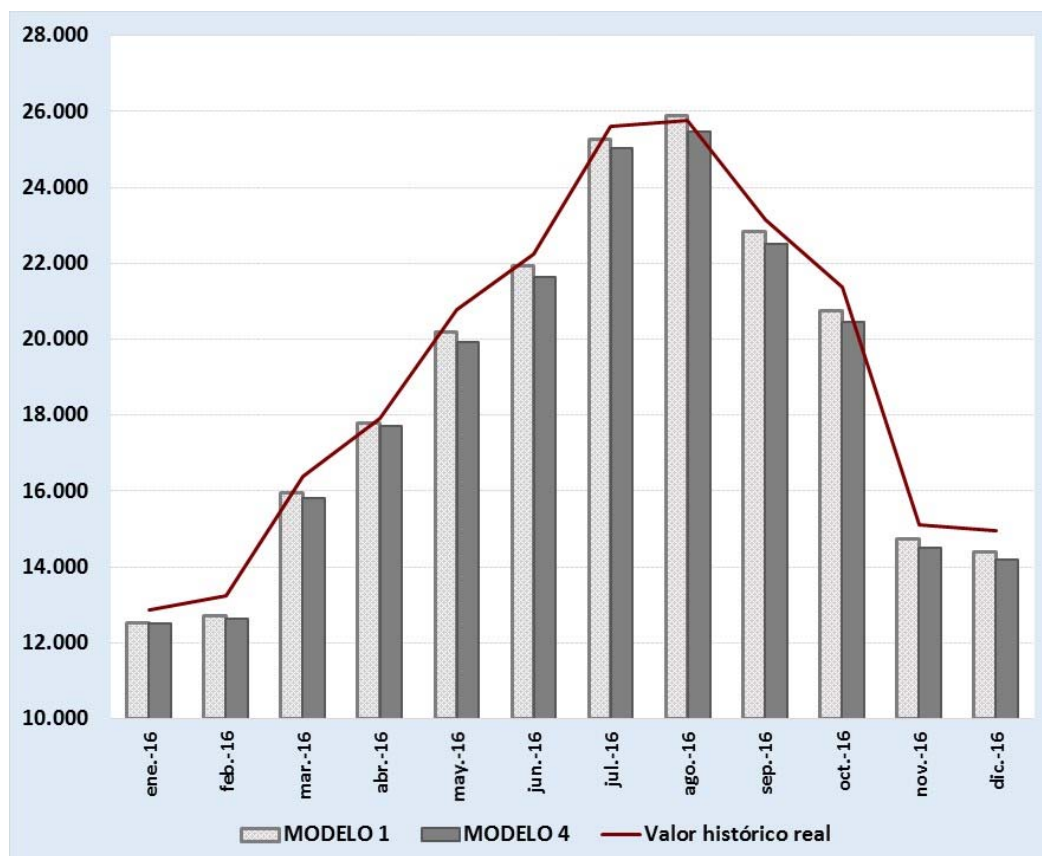
Nota: Datos de pasajeros en miles, 3 m: pronóstico a 3 meses vista, 6 m: pronóstico a 6 meses vista, 12 m: pronóstico a 12 meses vista. TRAMO/Seats son modelos automáticos.

Fuente: Elaboración propia.

Ahora de manera global—incluyendo tanto los modelos agregados como los desagregados— el modelo más sobresaliente es el Modelo 1 (versión agregada realizada de manera automática mediante TRAMO/SEATS) en todos los periodos evaluados (3, 6 y 12 meses) y bajo todos los criterios de desempeño, como se puede apreciar comparando la Tabla 4.11 y la Tabla 4.12. El mejor modelo en su versión desagregada es igualmente el Modelo 4 (suma de aeropuertos individuales calculados por el programa TRAMO/SEATS). Sin embargo, no logra superar a su contraparte agregada bajo esta misma aproximación (Modelo 1) ni al Modelo 3 (agregado SARIMAX con variable exógena PIB_TUR), pero sí logra prevalecer sobre la otra estimación agregada restante (modelo SARIMAX con la variable exógena ISA, Modelo 2).

El gráfico 4.10 muestra los valores históricos reales de los datos de pasajeros aéreos frente a los valores pronosticados del enfoque agregado (Modelo 1, automático TRAMO/SEATS) y del enfoque desagregado (Modelo 4, automático TRAMO/SEATS) para el detalle mensual del año 2016. En ambos casos, los modelos logran capturar de una manera adecuada la serie en niveles y su respectiva estacionalidad que, en definitiva, es el objetivo perseguido.

Gráfico 4.11 Comparativa valor histórico real vs. pronóstico del modelo 1 (agregado TRAMO/SEATS) y modelo 4 (desagregado TRAMO/SEATS) Pasajeros (miles), año 2016



Nota: Modelo 1 agregado (TRAMO/SEATS) y Modelo 4 desagregado (suma modelos aeropuertos, TRAMO/SEATS)

Fuente: Elaboración propia.

En cualquier caso, ambas aproximaciones (enfoque agregado y desagregado) se encuentran en promedio por debajo de los valores históricos reales. El modelo menos certero en el año 2016 (Modelo 5, SARIMAX desagregado con ISA) se queda al 95,3% del dato real del año considerado. Por el contrario, y de acuerdo al análisis anterior, el modelo que más se aproxima al valor histórico real promedio en todos los subperiodos considerados (primer trimestre, primer semestre y segundo semestre) es el Modelo 1 (Tabla 4.13)

Tabla 4.13 Evaluación de los pronósticos de pasajeros aéreos, enfoque agregado vs. enfoque desagregado, en términos de adecuación de las predicciones por subperiodos (2016)

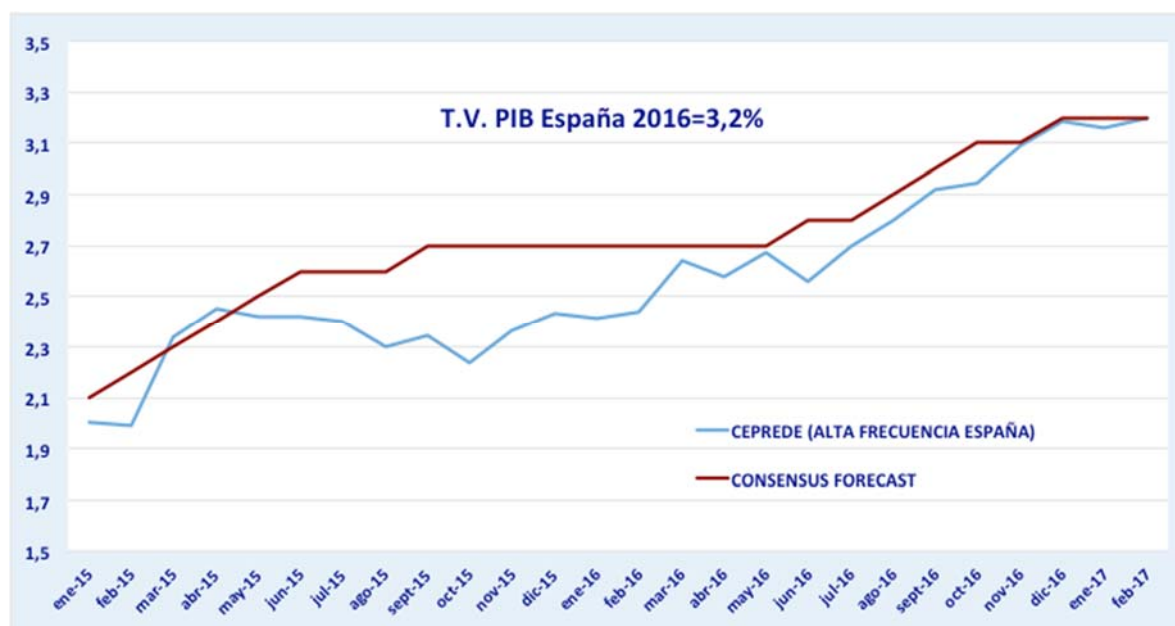
	Pasajeros aéreos reales	Predicción Modelo 1 agregado	Predicción Modelo 2 agregado	Predicción Modelo 3 agregado	Predicción Modelo 4 desagregado	Predicción Modelo 5 desagregado	Predicción Modelo 6 desagregado
2016	229.374	224.952	220.986	222.909	222.401	218.560	220.931
enero-marzo	14.171	13.735	13.304	13.701	13.659	13.355	13.647
enero-junio	17.243	16.851	16.552	16.818	16.709	16.458	16.708
julio-diciembre	20.986	20.642	20.279	20.334	20.358	19.969	20.114
		% Precisión Modelo 1	% Precisión Modelo 2	% Precisión Modelo 3	% Precisión Modelo 4	% Precisión Modelo 5	% Precisión Modelo 6
2016		98,1%	96,3%	97,2%	97,0%	95,3%	96,3%
enero-marzo		96,9%	93,9%	96,7%	96,4%	94,2%	96,3%
enero-junio		97,7%	96,0%	97,5%	96,9%	95,4%	96,9%
julio-diciembre		98,4%	96,6%	96,9%	97,0%	95,2%	95,8%

Nota: Modelo 1: Agregado TRAMO/SEATS, Modelo 2: Agregado SARIMAX con ISA, Modelo 3: Agregado SARIMAX con PIB_TUR, Modelo 4: Desagregado TRAMO/SEATS, Modelo 5: Desagregado SARIMAX con ISA, Modelo 6: Desagregado SARIMAX con PIB_TUR. Fuente: Elaboración propia.

Estos resultados conducen a una reflexión sobre los propios datos a los que los modelos intentan aproximarse. En primer lugar, cabe considerar que, de entrada, el año 2016 ha sido calificado por diversos analistas como un ejercicio especial, donde el comportamiento de la economía española ha sido sensiblemente mejor de lo que cabía esperar (véase, por ejemplo Pérez (2016)). De hecho, como recogen diversos medios de prensa y artículos, en 2016, la economía española ha superado todas las expectativas que organismos y expertos estimaban antes del inicio del ejercicio, donde incluso se vaticinaba una ralentización que finalmente no se produjo. Este crecimiento superior a lo pronosticado se asienta en los denominados “vientos de cola” que han impulsado la economía española: un precio del petróleo a la baja que ha inyectado más renta en los bolsillos de los españoles; un comportamiento excepcional del turismo potenciado por los riesgos geopolíticos y conflictos de otros destinos competidores, además de un tipo de cambio del euro en mínimos frente al dólar; unos tipos de interés también a niveles mínimos nunca conocidos, que han supuesto un cierto alivio en la carga financiera de las hipotecas (a tipos variables) y han facilitado así el proceso de desendeudamiento de familias y empresas.

En el Gráfico 4.12 se muestran las revisiones sucesivas de la predicción del crecimiento del PIB real en España para 2016 realizadas desde principios de 2015 por CEPREDE (Modelo de Alta Frecuencia para España, Enero 2015 - Marzo 2017).y por Consensus Forecast, donde se aprecia mejor lo comentado.

Gráfico 4.13 Comparativa de revisiones sucesivas de predicción del crecimiento del PIB real de España en 2016



Fuente: Elaboración propia a partir de CEPREDE y Consensus Forecast.

Se considera, por tanto, que la excepcionalidad del comportamiento del año 2016 se traslada también al ámbito del sector turístico y a todos los indicadores relacionados, entre ellos, el tráfico aéreo de pasajeros. No obstante, si se obviase esta circunstancia entonces las conclusiones conducirían a que los resultados contrarios en los dos periodos considerados (2015 y 2016) implicarían que, realmente, no existe un enfoque consistentemente superior a otro. Pero la evidencia en el análisis de las revisiones sucesivas del crecimiento del PIB real de España para 2016 señalan que las conclusiones que puedan extraerse dependen de la muestra considerada, de los factores que influyen a la serie de pasajeros en un momento dado, así como, obviamente, del modelo elegido en cada circunstancia y tiempo determinado.⁵³ Por lo tanto, existe un dilema y un elemento de incertidumbre en el que no se sabe *a priori* que aproximación y/o modelo resultará la mejor opción para predecir en un futuro la serie de pasajeros. Este elemento, tal y como menciona Pulido (2016), puede resultar comprometedor al realizar predicciones económicas, ya que contar con una única predicción en entornos cambiantes puede resultar cuando menos un elemento de elevado riesgo. Ante esta circunstancia, la obtención de predicciones alternativas posibilita una diversidad de apuestas de futuro, y además, abre el camino hacia la combinación de predicciones, mismas que serán abordadas en la siguiente sección.

⁵³ En el caso de los modelos que emplean una variable exógena, sólo aquellos que contienen al PIB_TUR como variable explicativa, logran aproximarse de una manera más adecuada a la serie de pasajeros en el año 2016. Una posible explicación podría ser que esta variable está recogiendo de mejor manera las circunstancias extraordinarias en cuanto al auge del turismo experimentado en dicho año. También puede considerarse un año atípico, durante ese año hubo constantes revisiones al alza en las previsiones del PIB español.

Por otro lado, hasta el momento poco se sabe sobre el comportamiento de la predicción individual de los aeropuertos, donde habría que profundizar más incluso en la “calidad” de la información de partida. Podría ser que los resultados obtenidos hasta ahora estén enmascarando, en cierta forma, subestimaciones o sobrestimaciones cometidas en las estimaciones individuales. Por lo tanto, la siguiente etapa consistirá también en averiguar de una manera formal si los pronósticos individuales generados previamente se comportan mejor o no que el reparto entre aeropuertos de la predicción agregada, obtenidos, por ejemplo, mediante un modelo de cuotas estimadas. Este ejercicio también se abordará en un siguiente apartado de este trabajo de tesis doctoral.

4.2.4. Revisión de la predicción

Ante las peculiaridades registradas en el año 2016, se ha propuesto como complemento una revisión de la predicción e incluir como dato realizado y ya conocido el primer semestre de 2016. Y lanzar así un pronóstico de las series para los 6 meses restantes, es decir, un pronóstico para el tercer trimestre del año y otro para el segundo semestre del año. Y ver si de esta forma se logra absorber el caso particular del año 2016 que provocó revisiones constantes del crecimiento del PIB de España a lo largo de ese año.

Los resultados de dicho ejercicio se muestran en la Tabla 4.14 para los modelos agregados y en la Tabla 4.15 para los modelos en su versión desagregada. Como se puede notar los errores cometidos por los modelos han bajado significativamente en los dos enfoques. En la variante agregada a 3 meses vista el Modelo 3 (SARIMAX con PIB_TUR) es el que presenta mejores parámetros en términos del RMSE, del MAE y de la U de Theil, con valores de 236,6, 207,3 y de 0,05 respectivamente. Sin embargo, no lo es con respecto al criterio de desempeño del MAPE, en este caso, el mejor modelo es el Modelo 1 el cual presenta un valor de 0,812% en dicho periodo contra 0,856% del Modelo 3. A 6 meses vista, es decir, en la previsión en el periodo julio-diciembre del 2016, el modelo con mejor desempeño es igualmente el Modelo 1 bajo todas las medidas de evaluación del error.

Bajo el enfoque desagregado, es el Modelo 4 el que aproxima de manera más adecuada los valores reales de la serie según todas las medidas de evaluación del error consideradas tanto a 3 meses vista (julio-septiembre) como para el resto del año (julio-diciembre).

De manera conjunta, considerando tanto los modelos agregados como desagregados, es el Modelo 3 el que sigue prevaleciendo sobre todos los demás si se consideran los criterios de desempeño del RMSE, del MAE y de la U de Theil a tres meses vista. Si se considera el criterio del MAPE, el mejor modelo en dicho periodo es el Modelo 1, pero seguido muy de cerca por la versión desagregada del Modelo 4 (0,812% y 0,814% respectivamente). A 6 meses vista, el Modelo 1 y el Modelo 4 se comportan prácticamente de manera igual, y la prevalencia y/o elección de un modelo sobre otro se vuelve indiferente.

Tabla 4.14 Evaluación de los pronósticos, enfoque agregado (año 2016, 2º semestre)

	Valor histórico real (miles pasajeros)	Modelo 1 agregado (TRAMO/Seats)	Modelo 2 agregado SARIMAX (ISA)	Modelo 3 agregado SARIMAX (PIB_TUR)
ene-16	12.885	12.885	12.885	12.885
feb-16	13.237	13.237	13.237	13.237
mar-16	16.392	16.392	16.392	16.392
abr-16	17.924	17.924	17.924	17.924
may-16	20.764	20.764	20.764	20.764
jun-16	22.255	22.255	22.255	22.255
jul-16	25.600	25.637	25.351	25.533
ago-16	25.749	26.292	26.618	25.958
sep-16	23.133	23.174	23.222	22.787
oct-16	21.384	21.054	20.987	20.816
nov-16	15.099	14.966	15.046	14.837
dic-16	14.952	14.620	14.530	14.284
2016 3º trim.	74.481	75.103	75.192	74.279
2016 2º sem.	125.917	125.744	125.755	124.216
2016	229.374	229.201	229.212	227.673
Medidas evaluación error estimación	RMSE 3 m.	315,1	524,7	236,6
	RMSE 6 m.	298,6	440,6	409,4
	RMSE 12 m.	211,1	311,6	289,5
	MAPE 3 m.	0,812%	1,578%	0,856%
	MAPE 6 m.	1,180%	1,628%	1,905%
	MAPE 12 m.	0,590%	0,814%	0,953%
	MAE 3 m.	207,4	402,6	207,3
	MAE 6 m.	236,3	346,7	353,4
	MAE 12 m.	118,1	173,4	176,7
	U Theil 3 m.	0,006	0,011	0,005
	U Theil 6 m.	0,007	0,010	0,010
	U Theil 12 m.	0,005	0,008	0,007

Nota: Datos de pasajeros en miles, 3 m: pronóstico a 3 meses vista, 6 m: pronóstico a 6 meses vista, 12 m: pronóstico a 12 meses vista. TRAMO/Seats son modelos automáticos. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.15 Evaluación de los pronósticos, enfoque desagregado (año 2016, 2º semestre)

	Valor histórico real (miles pasajeros)	Modelo 4 Suma de aeropuertos (TRAMO/Seats)	Modelo 5 Suma de aeropuertos (modelos individuales, ISA)	Modelo 6 Suma de aeropuertos (modelos individuales, PIB_TUR)
ene-16	12.885	12.885	12.885	12.885
feb-16	13.237	13.237	13.237	13.237
mar-16	16.392	16.392	16.392	16.392
abr-16	17.924	17.924	17.924	17.924
may-16	20.764	20.764	20.764	20.764
jun-16	22.255	22.255	22.255	22.255
jul-16	25.600	25.716	24.872	25.337
ago-16	25.749	26.230	26.041	25.690
sep-16	23.133	23.160	22.682	22.559
oct-16	21.384	21.048	20.533	20.658
nov-16	15.099	14.949	14.879	14.772
dic-16	14.952	14.636	14.372	14.252
2016 3º trim.	74.481	75.106	73.595	73.586
2016 2º sem.	125.917	125.739	123.380	123.268
2016	229.374	229.195	226.837	226.725
Medidas evaluación error estimación	RMSE 3 m.	286,2	522,4	365,7
	RMSE 6 m.	283,4	566,8	504,4
	RMSE 12 m.	200,4	400,8	356,6
	MAPE 3 m.	0,814%	1,976%	1,245%
	MAPE 6 m.	1,188%	2,540%	2,330%
	MAPE 12 m.	0,594%	1,270%	1,165%
	MAE 3 m.	208,4	490,4	298,4
	MAE 6 m.	238,1	520,3	441,5
	MAE 12 m.	119,0	260,1	220,8
	U Theil 3 m.	0,006	0,011	0,007
	U Theil 6 m.	0,007	0,013	0,012
	U Theil 12 m.	0,005	0,010	0,009

Nota: Datos de pasajeros en miles, 3 m: pronóstico a 3 meses vista, 6 m: pronóstico a 6 meses vista, 12 m: pronóstico a 12 meses vista. TRAMO/Seats son modelos automáticos. Fuente: Elaboración propia.

En términos de la adecuación de las predicciones (Tabla 4.16), los Modelos 1, 2 y 4 sobrevaloran ligeramente el promedio real del periodo julio-septiembre, mientras que por el contrario, los Modelos 3, 5 y 6 se quedan por debajo del valor histórico real promedio en dicho periodo. Y trasladando el análisis de los errores efectuado anteriormente, se puede afirmar que el grado de aproximación del dato de predicción al dato real es bastante satisfactorio en el promedio del segundo semestre año (julio-diciembre) con valores cercanos al 100% en los Modelos 1, 2 y 4.

Tabla 4.16 Evaluación de los pronósticos de pasajeros aéreos, enfoque agregado vs. enfoque desagregado, en términos de adecuación de las predicciones por subperiodos (2016, 2º semestre)

	Pasajeros aéreos reales	Predicción Modelo 1 agregado	Predicción Modelo 2 agregado	Predicción Modelo 3 agregado	Predicción Modelo 4 desagregado	Predicción Modelo 5 desagregado	Predicción Modelo 6 desagregado
2016	229.374	229.200	229.211	227.672	229.196	226.836	226.725
julio-septiembre	24.827	25.034	25.064	24.759	25.035	24.532	24.529
julio-diciembre	20.986	20.957	20.959	20.703	20.957	20.563	20.545
		% Precisión Modelo 1	% Precisión Modelo 2	% Precisión Modelo 3	% Precisión Modelo 4	% Precisión Modelo 5	% Precisión Modelo 6
2016		99,9%	99,9%	99,3%	99,9%	98,9%	98,8%
julio-septiembre		100,8%	101,0%	99,7%	100,8%	98,8%	98,8%
julio-diciembre		99,9%	99,9%	98,6%	99,9%	98,0%	97,9%

Nota: Modelo 1: Agregado TRAMO/SEATS, Modelo 2: Agregado SARIMAX con ISA, Modelo 3: Agregado SARIMAX con PIB_TUR, Modelo 4: Desagregado TRAMO/SEATS, Modelo 5: Desagregado SARIMAX con ISA, Modelo 6: Desagregado SARIMAX con PIB_TUR. Fuente: Elaboración propia.

4.2.5. Variantes en la predicción: combinación de modelos

El siguiente paso a seguir, como se comentó anteriormente, es la combinación de modelos y pronósticos⁵⁴. El proceso consiste en obtener un modelo combinado ponderado a partir de los diferentes modelos evaluados, esto tanto para el modelo agregado, así como para los modelos por aeropuerto. De esta forma se obtendrán tres tipos combinaciones a partir de tres criterios diferentes. El primer criterio consiste, simplemente, en un promedio simple de los diferentes modelos involucrados (TRAMO/SEATS, SARIMAX con ISA y SARIMAX con PIB) en ambos enfoques, por lo que a cada modelo le corresponde un peso de 1/3 en el modelo combinado resultante (Tipo 1). El siguiente criterio, para ponderar los modelos y obtener los pesos óptimos, está basado en el procedimiento clásico propuesto por Bates y Granger (1969). Básicamente, el proceso consiste en obtener un modelo combinado ponderado a partir del desempeño de los diferentes modelos evaluados en el periodo conocido inmediatamente anterior, en este caso el año 2015. Por lo tanto, la ponderación del peso de cada modelo se realiza de acuerdo a los errores cometidos en el año previo (Tipo 2). A partir de los pesos obtenidos, y ponderando respectivamente los pronósticos generados por los diferentes modelos en el periodo a predecir, se obtiene el modelo combinado. El último criterio para obtener los pesos es una variante de la anterior, pero en vez de existir unos pesos para todo el año, existe una ponderación que refleja cuál modelo se desempeñó mejor mes a mes en el año previo considerado. Por lo que existen unos pesos específicos para cada mes del año en función también de los errores cometidos en el pasado (Tipo 3).

⁵⁴ La combinación de modelos y pronósticos, y su correspondiente implementación, fue ya introducida y comentada en la sección 3.2 del presente documento. Por lo que en esta sección se usarán los conceptos desarrollados en dicho apartado.

La Tabla 4.17 y Tabla 4.18 muestran los resultados para el año 2016 de los tres tipos de combinación obtenidos mediante los tres criterios antes mencionados. Como se puede apreciar, los resultados de los modelos combinados –tanto en el enfoque agregado como en la versión desagregada- no difieren significativamente uno del otro bajo los dos criterios de desempeño (RMSE y MAPE). Sin embargo, ninguna de las combinaciones resultantes es la mejor opción de entre todos los modelos calculados, esto debido a la penalización derivada de los Modelos 2 y 5, que anteriormente eran los que mejor desempeño presentaban (año 2015), y ahora son los que cometen un mayor error en el año 2016. Sin embargo, si se hubiera apostado todo al Modelo 2 o el Modelo 5 para predecir la serie de pasajeros en año 2016, bajo el enfoque agregado o desagregado respectivamente, los errores cometidos hubieran sido mucho mayores que si se hubiera optado por alguna de las tres combinaciones resultantes.

Tabla 4.17 Evaluación de los pronósticos, enfoque agregado (combinación de modelos, año 2016)

	Valor histórico real (miles pasajeros)	Modelo 1 agregado (TRAMO/Seats)	Modelo 2 agregado SARIMAX (ISA)	Modelo 3 agregado SARIMAX (PIB_TUR)	Tipo 1 Combinación modelos agregados	Tipo 2 Combinación modelos agregados	Tipo 3 Combinación modelos agregados
ene-16	12.885	12.543	12.335	12.521	12.466	12.447	12.485
feb-16	13.237	12.725	12.237	12.527	12.496	12.482	12.488
mar-16	16.392	15.938	15.341	16.054	15.778	15.685	15.663
abr-16	17.924	17.790	17.973	17.655	17.806	17.855	17.846
may-16	20.764	20.184	19.780	20.270	20.078	20.014	20.032
jun-16	22.255	21.923	21.647	21.879	21.816	21.794	21.786
jul-16	25.600	25.264	24.524	25.078	24.955	24.910	24.882
ago-16	25.749	25.888	25.753	25.499	25.714	25.780	25.788
sep-16	23.133	22.827	22.465	22.384	22.559	22.610	22.631
oct-16	21.384	20.739	20.309	20.443	20.497	20.510	20.508
nov-16	15.099	14.734	14.558	14.569	14.620	14.635	14.627
dic-16	14.952	14.399	14.063	14.030	14.164	14.203	14.175
2016	229.374	224.952	220.986	222.909	222.949	222.923	222.911
Medidas evaluación error estimación	RMSE 3 m.	441,7	895,6	500,3	605,9	648,5	646,0
	RMSE 6 m.	418,3	790,2	448,8	544,4	583,4	579,3
	RMSE 12 m.	421,5	795,2	586,0	588,9	601,0	604,0
	MAPE 3 m.	3,10%	6,08%	3,42%	4,20%	4,47%	4,40%
	MAPE 6 m.	2,39%	4,33%	2,64%	3,09%	3,25%	3,21%
	MAPE 12 m.	2,22%	3,97%	3,01%	3,02%	3,06%	3,07%
	MAE 3 m.	436,1	866,8	470,8	591,2	633,3	625,9
	MAE 6 m.	392,5	706,9	425,3	502,8	530,0	526,0
	MAE 12 m.	391,6	707,9	538,7	535,4	542,7	545,1
	U Theil 3 m.	0,016	0,032	0,018	0,022	0,023	0,023
	U Theil 6 m.	0,012	0,023	0,013	0,016	0,017	0,017
	U Theil 12 m.	0,011	0,021	0,015	0,015	0,016	0,016

Nota: Datos de pasajeros en miles, 3 m: pronóstico a 3 meses vista, 6 m: pronóstico a 6 meses vista, 12 m: pronóstico a 12 meses vista. TRAMO/Seats son modelos automáticos. Tipo 1: combinación mediante promedio simple, Tipo 2: combinación ponderada mediante errores anuales, Tipo 3: combinación ponderada mediante errores mensuales. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.18 Evaluación de los pronósticos, enfoque desagregado (combinación de modelos, año 2016)

	Valor histórico real (miles pasajeros)	Modelo 4 Suma de aeropuertos (TRAMO/Seats)	Modelo 5 Suma de aeropuertos (modelos individuales, ISA)	Modelo 6 Suma de aeropuertos (modelos individuales, PIB_TUR)	Tipo 1 Combinación modelos desagregados	Tipo 2 Combinación modelos desagregados	Tipo 3 Combinación modelos desagregados
ene-16	12.885	12.522	12.323	12.462	12.436	12.429	12.442
feb-16	13.237	12.636	12.338	12.488	12.487	12.472	12.501
mar-16	16.392	15.819	15.403	15.990	15.737	15.723	15.776
abr-16	17.924	17.696	17.848	17.513	17.686	17.672	17.725
may-16	20.764	19.930	19.553	20.150	19.878	19.834	19.908
jun-16	22.255	21.649	21.281	21.643	21.524	21.464	21.513
jul-16	25.600	25.029	24.189	24.812	24.677	24.574	24.643
ago-16	25.749	25.471	25.259	25.172	25.300	25.243	25.268
sep-16	23.133	22.520	22.055	22.114	22.229	22.156	22.185
oct-16	21.384	20.436	19.969	20.227	20.211	20.162	20.237
nov-16	15.099	14.502	14.419	14.436	14.452	14.445	14.461
dic-16	14.952	14.190	13.925	13.925	14.014	13.995	14.023
2016	229.374	222.401	218.560	220.931	220.631	220.167	220.682
Medidas evaluación error estimación	RMSE 3 m.	523,3	837,3	548,3	630,6	643,2	610,1
	RMSE 6 m.	567,9	868,4	551,1	654,3	682,6	637,7
	RMSE 12 m.	615,7	976,3	744,3	770,0	811,2	767,7
	MAPE 3 m.	3,62%	5,73%	3,80%	4,38%	4,47%	4,25%
	MAPE 6 m.	3,14%	4,64%	3,23%	3,67%	3,81%	3,55%
	MAPE 12 m.	3,19%	4,82%	3,82%	3,94%	4,12%	3,90%
	MAE 3 m.	512,4	816,9	524,8	618,0	630,1	598,2
	MAE 6 m.	534,0	785,3	535,3	618,2	644,0	598,7
	MAE 12 m.	581,1	901,1	703,5	728,6	767,2	724,4
	U Theil 3 m.	0,019	0,030	0,020	0,023	0,023	0,022
	U Theil 6 m.	0,016	0,025	0,016	0,019	0,020	0,018
	U Theil 12 m.	0,016	0,025	0,019	0,020	0,021	0,020

Nota: Datos de pasajeros en miles, 3 m: pronóstico a 3 meses vista, 6 m: pronóstico a 6 meses vista, 12 m: pronóstico a 12 meses vista. TRAMO/Seats son modelos automáticos. Tipo 1: combinación mediante promedio simple, Tipo 2: combinación ponderada mediante errores anuales, Tipo 3: combinación ponderada mediante errores mensuales. Fuente: Elaboración propia.

4.2.6. Distribución por aeropuertos del modelo agregado: *top down* y comparativa

Como se mencionó, hasta el momento sólo se ha estudiado de manera formal el resultado total agregado de la serie de pasajeros comerciales bajo las dos vías de aproximación (*top-down*, *bottom-up*). No se ha examinado aún el comportamiento aeropuerto por aeropuerto del enfoque desagregado, ni los resultados que generarían una hipotética distribución por aeropuertos de alguno de los modelos agregados ya calculados. Por lo que en esta sección se analizará el desempeño, igualmente bajo los criterios utilizados (RMSE, MAPE, MAE y U de Theil), de las estimaciones individuales por aeropuerto ya realizadas bajo el enfoque desagregado; así como de la distribución del modelo agregado a través de un modelo de cuotas, y de la misma forma se realizará una comparativa para averiguar si, en este caso, alguna de las dos aproximaciones prevalece sobre la otra.

Para realizar este ejercicio, es necesario primeramente calcular las cuotas históricas de los aeropuertos –es decir, el porcentaje que cada aeropuerto ha representado sobre el total de la red- y realizar una proyección a futuro de éstas, las cuales serán posteriormente multiplicadas por el modelo agregado para obtener finalmente una estimación del aeropuerto correspondiente en niveles. Para acometer esta tarea, se ha optado por calcular las cuotas a futuro de cada aeropuerto a través de modelos ARIMA generados automáticamente por el programa informático TRAMO/SEATS. Sin embargo, es muy posible que al agregar las cuotas calculadas el resultado sea inferior o superior al 100% de la red. Por tal motivo, las cuotas estimadas se han normalizado para que coincidan exactamente con el resultado del modelo agregado seleccionado. El modelo agregado con el cual se hará la distribución será el modelo combinado Tipo 2⁵⁵, esto suponiendo el caso en el que se hubiera querido predecir el año 2016 y se hubiera optado por esta combinación como modelo finalmente elegido. Por último, los valores generados a través de esta distribución serán comparadas con los resultados que ya se tienen del enfoque desagregado por aeropuerto con el objetivo de averiguar, nuevamente, que enfoque produce estimaciones más precisas.

Los resultados que se obtuvieron indican que de los 20 aeropuertos estimados más el aeropuerto ficticio “resto”, únicamente en 2 – (Lanzarote (ACE) y Valencia (VLC)- la distribución por cuotas del modelo agregado supera a las estimaciones individuales por aeropuerto, ya sea de algún modelo en particular (TRAMO/SEATS, SARIMAX con ISA, SARIMAX con PIB_TUR) o de alguno de los tres tipos de combinación en los tres horizontes de predicción planteados y bajo todos los criterios de desempeño (RMSE, MAPE, MAE, U de Theil).

Si se comparan los resultados únicamente con esta última opción, es decir, con algún modelo combinado a partir de la suma de aeropuertos (desagregado), la distribución por cuotas del modelo agregado es la mejor opción en varios casos y para diferentes periodos de tiempo, tal y como se indica en la Tabla 4.19. Este resultado es el que realmente hay que comparar, ya que

⁵⁵ Como se comentó anteriormente, y tal cual se puede apreciar en la Tabla 4.17, los tres tipos de combinación presentan parámetros semejantes, por lo que optar por una o por otra combinación generaría resultados igualmente similares.

para predecir el año 2016 se optaría por alguna de las tres combinaciones, ya que, como se mencionó, se ignora cuál de los modelos calculados se comportará mejor en un futuro.

Tabla 4.19 Relación de aeropuertos (modelo de cuotas mejor opción ante cualquier combinación desagregada, criterio MAPE)

Aeropuerto	Periodo
Lanzarote (ACE)	3 m. 6 m. 12m.
Alicante (ALC)	3 m. 12m.
Barcelona (BCN)	3 m. 6 m.
Bilbao (BIO)	12m.
Fuerteventura (FUE)	6 m. 12m.
Girona (GRO)	3 m. 6 m. 12 m.
Ibiza (IBZ)	3 m. 6 m. 12m.
Menorca (MAH)	3 m. 6 m. 12m.
Murcia (MJV)	6 m. 12m.
Asturias (OVD)	3 m. 6 m. 12m.
Palma de Mallorca (PMI)	3 m. 6 m. 12m.
Tenerife Norte (TFN)	12m.
Valencia (VLC)	3 m. 6 m. 12m.

Fuente: Elaboración propia

Nota: 3 m.: pronóstico a 3 meses vista, 6 m.: pronóstico a 6 meses vista, 12 m.: pronóstico a 12 meses vista.

Así por ejemplo, el Aeropuerto de Barcelona (BCN), calculado mediante la cuota a partir del modelo agregado supera a los tres tipos de combinación a 3 y 6 meses vista bajo el criterio del MAPE, pero no a alguna de las tres combinaciones posibles a 12 meses. Para todos los demás casos no incluidos en la lista, cualquier tipo combinación calculada a partir de los modelos individuales prevalece sobre la estimación por cuotas. El detalle de los resultados por aeropuerto puede encontrarse en el Anexo 7.6 [(Evaluación de los pronósticos de pasajeros aéreos, modelos individuales por aeropuerto (año 2016))]

4.2.7. Predicción por aeropuerto a través de un indicador específico regional

Este ejercicio se elabora con el objetivo de determinar si la inclusión de un indicador específico regional para cada aeropuerto mejora los resultados de la previsión en comparación con los modelos por aeropuerto que emplean variables de tipo general nacional (ISA y PIB_TUR) para obtener los pronósticos individuales. Para tal efecto, se ha decidido incluir como variable exógena en el modelo SARIMAX del Aeropuerto de Madrid, a modo de prueba y como una primera aproximación, al PIB “mensualizado” de la Comunidad de Madrid⁵⁶ (PIB_MAD); para de esta forma contrastar los resultados de los modelos obtenidos anteriormente mediante variables de carácter general con esta nueva aproximación que incorpora una variable regional.

Tabla 4.20 Modelos SARIMAX de la serie de pasajeros comerciales de Madrid (variable exógena: PIB de la Comunidad de Madrid)

Variable dependiente:	D(LOG(PAX_COM_MAD),1,12)	Variable dependiente:	D(LOG(PAX_COM_MAD),1,12)
Variable		Variable	
D(LOG(PIB_MAD),1,12)	2.448876 (0.705094)	D(LOG(PIB_MAD),1,12)	2.552066 (0.626038)
D(DHCO,1,12)	-0.062529 (0.021188)	D(DHCO,1,12)	-0.061343 (0.020369)
D(DVOL,1,12)	-0.072458 (0.021218)	D(DVOL,1,12)	-0.071964 (0.020407)
MA(1)	-0.335917 (0.085051)	MA(1)	-0.346345 (0.080235)
SMA(12)	-0.611389 (0.072320)	SMA(12)	-0.615743 (0.065228)
R ²	0.568519	R ²	0.573082
ser	0.028650	ser	0.027466
AIC	-4.226184	AIC	-4.314350
SIC	-4.109414	SIC	-4.204610
Durbin-Watson	1.901979	Durbin-Watson	1.897210

(A)

(B)

Nota: **A**: muestra 2004:01, **B**: muestra 2004:01 a 2015:12. (...) Error Estándar, AIC: Criterio de información de Akaike, SIC: Criterio de información de Schwarz

Los resultados obtenidos en el año 2015 se muestran en la Tabla 4.21, y como puede apreciarse, el mejor modelo en todos los periodos de predicción y bajo todas las medidas de evaluación de los errores consideradas, es ahora el modelo SARIMAX que contiene la variable específica regional (PIB_MAD). El grado de precisión a 3 meses vista es muy elevado (0,525% considerando el criterio MAPE). Por lo que en este caso (año 2015) la variable regional específica para el aeropuerto de Madrid si logra mejorar los resultados obtenidos anteriormente.

⁵⁶ Esta variable fue cedida y calculada por el Centro de Predicción Económica CEPREDE de la Universidad Autónoma de Madrid.

Tabla 4.21 Evaluación de los pronósticos, comparativa con variable regional para el Aeropuerto de Madrid (año 2015)

	Valor histórico real	Modelo SARIMA (TRAMO/SEAT S)	Modelo SARIMAX (ISA)	Modelo SARIMAX (PIB_TUR)	Modelo SARIMAX (PIB_MAD)
ene-15	3.142.608	3.140.992	3.115.679	3.153.536	3.139.420
feb-15	2.992.866	2.910.477	3.052.596	2.942.979	2.989.953
mar-15	3.653.475	3.515.003	3.643.482	3.536.039	3.603.249
abr-15	3.799.818	3.715.093	3.795.021	3.823.753	3.817.659
may-15	3.992.996	3.810.067	3.880.103	3.896.655	3.913.876
jun-15	4.134.298	3.978.667	4.015.776	4.044.409	4.107.307
jul-15	4.590.665	4.362.220	4.471.757	4.474.689	4.532.503
ago-15	4.545.820	4.266.625	4.337.571	4.376.939	4.448.272
sep-15	4.327.273	4.093.341	4.113.448	4.178.069	4.264.028
oct-15	4.266.977	3.960.809	4.031.771	4.081.711	4.148.536
nov-15	3.674.492	3.387.073	3.510.577	3.431.608	3.566.759
dic-15	3.644.613	3.441.494	3.497.717	3.522.906	3.611.295
2015	46.765.901	44.581.860	45.465.499	45.463.294	46.142.857
Medidas evaluación error estimación	RMSE 3 m.	93032,58	38265,40	73935,57	29104,7217
	RMSE 6 m.	123036,17	72120,34	75645,99	40513,3257
	RMSE 12 m.	202750,84	140891,20	131242,57	66765,3068
	MAPE 3 m.	2,198%	1,042%	1,743%	0,525%
	MAPE 6 m.	2,862%	1,491%	1,741%	0,780%
	MAPE 12 m.	4,522%	2,922%	2,869%	1,348%
	MAE 3 m.	74159,14	32217,36	59417,10	18775,43
	MAE 6 m.	107627,02	55477,44	64736,02	30046,27
	MAE 12 m.	182003,41	118321,90	114361,09	54893,80
	U Theil 3 m.	0,014	0,006	0,011	0,004
	U Theil 6 m.	0,017	0,010	0,010	0,006
	U Theil 12 m.	0,026	0,018	0,017	0,009

Nota: 3 m: pronóstico a 3 meses vista, 6 m: pronóstico a 6 meses vista, 12 m: pronóstico a 12 meses vista. TRAMO/Seats son modelos automáticos. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.22 Evaluación de los pronósticos, comparativa con variable regional para el Aeropuerto de Madrid (combinación de modelos, año 2016)

	Valor histórico real	Modelo SARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo SARIMAX (ISA)	Modelo SARIMAX (PIB_TUR)	Modelo SARIMAX (PIB_MAD)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	3.511.237	3.433.550	3.421.603	3.434.630	3.450.334	3.450.271	3.442.584	3.438.774	3.434.962
feb-16	3.458.376	3.350.236	3.327.349	3.276.902	3.285.279	3.339.628	3.309.482	3.303.375	3.291.913
mar-16	3.983.455	4.001.887	3.975.787	4.036.900	3.987.247	3.997.055	4.007.294	3.995.826	3.981.913
abr-16	3.932.760	4.014.892	4.133.866	4.036.304	4.217.670	4.067.098	4.069.402	4.126.003	4.086.575
may-16	4.287.220	4.258.079	4.227.928	4.290.319	4.373.367	4.287.383	4.260.737	4.293.768	4.313.832
jun-16	4.408.961	4.429.660	4.414.578	4.431.585	4.567.355	4.450.428	4.424.779	4.471.853	4.486.527
jul-16	4.900.535	4.897.608	4.859.616	4.911.144	5.040.865	4.921.954	4.889.111	4.936.689	4.969.613
ago-16	4.787.102	4.805.432	4.805.322	4.749.762	4.949.090	4.819.342	4.781.045	4.835.196	4.897.880
sep-16	4.606.449	4.597.008	4.537.518	4.528.351	4.711.817	4.596.229	4.544.410	4.602.530	4.677.153
oct-16	4.510.697	4.495.687	4.454.439	4.468.264	4.599.682	4.505.754	4.468.043	4.510.440	4.603.135
nov-16	3.937.660	3.851.092	3.858.453	3.803.877	3.952.147	3.880.646	3.833.238	3.874.111	3.956.305
dic-16	4.029.918	3.870.228	3.830.291	3.806.503	3.972.855	3.901.959	3.827.206	3.877.043	3.938.392
2016	50.354.370	50.005.360	49.846.750	49.774.541	51.107.708	50.217.746	49.857.331	50.265.610	50.638.202
Medidas evaluación error estimación	RMSE 3 m.	77608,29	91762,37	117838,78	105965,65	77465,72	95657,27	99044,02	105719,88
	RMSE 6 m.	65944,97	107433,44	93897,84	156721,54	79340,14	88575,22	108605,07	103210,10
	RMSE 12 m.	70561,09	102184,14	104131,09	134098,59	70131,01	93499,02	92111,86	92747,85
	MAPE 3 m.	1,934%	2,178%	2,924%	2,278%	1,837%	2,286%	2,285%	2,341%
	MAPE 6 m.	1,507%	2,193%	1,998%	3,280%	1,645%	1,885%	2,225%	2,219%
	MAPE 12 m.	1,348%	2,007%	2,047%	2,664%	1,328%	1,804%	1,716%	1,947%
	MAE 3 m.	68086,00	76109,49	103842,09	79264,20	64437,95	80462,04	79944,74	81426,42
	MAE 6 m.	56038,25	82390,58	73465,68	127874,03	61546,99	70054,77	83752,87	83712,12
	MAE 12 m.	52349,60	79792,18	80539,31	111288,69	51923,07	70803,02	67280,40	79620,12
	U Theil 3 m.	0,011	0,013	0,016	0,015	0,011	0,013	0,014	0,015
	U Theil 6 m.	0,008	0,014	0,012	0,020	0,010	0,011	0,014	0,013
	U Theil 12 m.	0,008	0,012	0,012	0,016	0,008	0,011	0,011	0,011

Nota: 3 m: pronóstico a 3 meses vista, 6 m: pronóstico a 6 meses vista, 12 m: pronóstico a 12 meses vista. TRAMO/Seats son modelos automáticos. Tipo 1: combinación mediante promedio simple, Tipo 2: combinación ponderada mediante errores anuales, Tipo 3: combinación ponderada mediante errores mensuales. Fuente: Elaboración propia.

Ahora, realizando este mismo ejercicio para el año 2016 (Tabla 4.22), se tiene que de manera global, la nueva predicción con la variable PIB_MAD sobreestima los valores históricos reales en comparación con los demás modelos. A 3 meses vista, y excluyendo el modelo generado automáticamente por TRAMO/SEATS, el mejor Modelo SARIMAX es el que incorpora la variable exógena ISA, seguido por el modelo SARIMAX con PIB_MAD (un MAPE de 2,178% y 2,278% respectivamente). A 6 meses vista, y siguiendo con este mismo grupo de modelos, el mejor modelo SARIMAX es el que incluye la variable PIB_TUR. A 12 meses, el modelo SARIMAX con ISA y SARIMAX con PIB_TUR presentan resultados muy similares en todas las medidas de evaluación del error.

Sin embargo, dada la incertidumbre generada en cualquier pronóstico apostar por un solo modelo puede resultar arriesgado, y máxime como se mencionó, en un año tan particular como lo fue el 2016. Por lo que en realidad no se sabe qué modelo se comportará mejor a futuro, por tal motivo se recurre a la combinación de modelos, con el objetivo de contar con una diversidad de opciones de cara a ese futuro incierto. Realizando la combinación de predicciones bajos los mismos criterios anteriormente introducidos y aplicados, se tiene que la combinación Tipo 1 (promedio simple de los tres modelos SARIMAX más el modelo automático) supera a cualquier modelo sin combinar incluido el modelo de cuotas (reparto del agregado) a 3 y 12 meses vista considerando todas las medidas de evaluación del error. Los otros dos tipos de combinación (Tipo 2 y Tipo 3) superan a los modelos individuales SARIMAX con PIB_TUR y SARIMAX con PIB_MAD a 3 meses vista y bajo los criterios de desempeño del RMSE y de la U de Theil. A 6 meses únicamente la combinación Tipo 2 supera a estos dos modelos individuales bajo todas las medidas de evaluación del error. A 12 meses vista cualquiera de estas dos combinaciones (Tipo 2 y Tipo 3) supera a estos dos modelos individuales (SARIMAX con PIB_TUR y SARIMAX con PIB_MAD) considerando también todos los criterios de desempeño.

Por lo tanto, se puede concluir que la introducción de una variable específica a nivel regional puede ayudar a mejorar los pronósticos de los aeropuertos a nivel individual y reducir el riesgo en la previsión.

4.2.8. Pronóstico *ex-ante* de las series de pasajeros comerciales

Como se comentó desde un inicio, uno de los objetivos también era realizar un pronóstico *ex-ante* de las series de pasajeros comerciales siguiendo el mismo procedimiento. Es decir, realizar la previsión de un modelo agregado –que posteriormente puede ser desagregado mediante cuotas para obtener de esta forma las estimaciones por aeropuerto (enfoque agregado/*top-down*). Y también tomando el camino opuesto a través del cálculo de modelos individuales por aeropuerto, que posteriormente serán sumados para llegar, así, al valor agregado total de la serie de pasajeros comerciales (enfoque desagregado/*bottom-up*).

En cuanto a la combinación de modelos, la obtención de los pesos correspondientes a cada modelo (combinación Tipo 2 y 3) se hizo considerando por lo tanto el año 2016, mismos que serán utilizados para ponderar la salida de los diferentes modelos proyectados en el año 2017.

Por lo tanto, en los modelos en los que se incluye alguna variable exógena (ISA y PIB_TUR) es necesario también contar con una serie de valores a futuro (2017) para dichas variables.⁵⁷

Las Tabla 4.23 y Tabla 4.24 muestran los valores de predicción de la serie de pasajeros comerciales totales para el año 2017 del modelo automático generado por TRAMO/SEATS, así como de los modelos SARIMAX con ISA y PIB_TUR, más los tres tipos de combinación, todo esto tanto para el enfoque agregado como para los modelos individuales por aeropuerto. Como se puede apreciar, en cada uno de los modelos agregados, los valores obtenidos son superiores a sus contrapartes de la versión desagregada. Los datos más altos corresponden a la estimación por TRAMO/SEATS, en la cual por las dos vías de aproximación al dato agregado se llega prácticamente al mismo resultado. Por el contrario, los valores más bajos estimados corresponden a los modelos SARIMAX con ISA, también tanto en la versión agregada como en la versión desagregada.

Al momento de concluir la presente investigación ya se conocen los datos históricos reales de pasajeros comerciales para los 3 primeros meses de año 2017, por lo que sería interesante averiguar de qué forma se están comportando los diferentes pronósticos generados tanto para el enfoque agregado como para la versión desagregada. Los resultados mostrados en la Tabla 4.23 y Tabla 4.24 indican que hasta el momento y a 1 mes vista, el modelo con el mejor desempeño es el Modelo 5 (modelo desagregado con predicciones calculadas como la suma de aeropuertos individuales mediante el modelo SARIMAX con ISA) bajo todas las medidas de evaluación del error. Sin embargo, a 3 meses vista el mejor modelo de entre todos es el Modelo 1 (modelo agregado calculado automáticamente mediante TRAMO/SEATS) también considerando todas las medidas de evaluación del error.

⁵⁷ En el caso del ISA el pronóstico para el año 2017 es de la elaboración propia, y para el PIB_TUR nuevamente los valores son proporcionados por el Instituto L.R. Klein de la Universidad Autónoma de Madrid.

Tabla 4.23 Pronóstico ex-ante, enfoque agregado (año 2017)

	Datos históricos (miles de pasajeros)	Modelo 1 agregado (TRAMO/Seats)	Modelo 2 agregado SARIMAX (ISA)	Modelo 3 agregado SARIMAX (PIB_TUR)	Tipo 1 Combinación modelos agregados	Tipo 2 Combinación modelos agregados	Tipo 3 Combinación modelos agregados
ene-17	14.173	14.289	14.205	14.216	14.237	14.255	14.243
feb-17	13.918	14.253	14.359	14.390	14.334	14.309	14.325
mar-17	17.134	17.395	17.774	17.619	17.596	17.519	17.541
abr-17		21.150	20.031	20.225	20.469	20.709	20.503
may-17		23.021	22.790	22.839	22.883	22.932	22.901
jun-17		24.876	24.523	24.695	24.698	24.769	24.735
jul-17		28.645	28.148	28.038	28.277	28.393	28.333
ago-17		28.932	28.591	28.631	28.718	28.792	28.726
sep-17		25.995	25.575	25.591	25.720	25.813	25.771
oct-17		23.721	23.278	23.244	23.414	23.514	23.451
nov-17		16.843	16.499	16.593	16.645	16.718	16.667
dic-17		16.705	16.265	16.140	16.370	16.474	16.415
2017		255.827	252.039	252.221	253.362	254.198	253.611
Medidas evaluación error estimación	RMSE 1 m.	115,8	31,6	43,0	63,5	81,7	69,1
	RMSE 3 m.	254,5	449,3	391,8	361,1	320,5	334,9
	MAPE 1 m.	0,82%	0,22%	0,30%	0,45%	0,58%	0,49%
	MAPE 3 m.	1,58%	2,38%	2,18%	2,05%	1,88%	1,93%
	MAE 1 m.	115,8	31,6	43,0	63,5	81,7	69,1
	MAE 3 m.	237,6	371,1	333,6	314,1	286,1	294,5
	U Theil 1 m.	0,004	0,001	0,002	0,002	0,003	0,002
	U Theil 3 m.	0,008	0,015	0,013	0,012	0,010	0,011

Nota: TRAMO/Seats son modelos automáticos. Tipo 1: combinación mediante promedio simple, Tipo 2: combinación ponderada mediante errores anuales, Tipo 3: combinación ponderada mediante errores mensuales. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.24 Pronóstico ex-ante, enfoque desagregado (año 2017)

	Datos históricos (miles de pasajeros)	Modelo 4 Suma de aeropuertos (TRAMO/Seats)	Modelo 5 Suma de aeropuertos (modelos individuales, ISA)	Modelo 6 Suma de aeropuertos (modelos individuales, PIB_TUR)	Tipo 1 Combinación modelos desagregados	Tipo 2 Combinación modelos desagregados	Tipo 3 Combinación modelos desagregados
ene-17	14.173	14.239	14.169	14.194	14.201	14.208	14.201
feb-17	13.918	14.239	14.298	14.371	14.303	14.297	14.290
mar-17	17.134	17.633	17.858	17.784	17.758	17.722	17.701
abr-17		20.966	20.121	20.293	20.460	20.551	20.475
may-17		23.002	22.660	22.812	22.825	22.850	22.862
jun-17		24.865	24.404	24.606	24.625	24.680	24.632
jul-17		28.658	28.041	27.951	28.217	28.288	28.258
ago-17		28.891	28.358	28.408	28.552	28.619	28.529
sep-17		25.995	25.395	25.502	25.631	25.710	25.670
oct-17		23.772	23.211	23.317	23.434	23.501	23.468
nov-17		16.780	16.405	16.514	16.567	16.611	16.577
dic-17		16.562	16.047	16.060	16.223	16.286	16.250
2017		255.603	250.968	251.812	252.794	253.323	252.912
Medidas evaluación error estimación	RMSE 1 m.	65,5	4,3	20,5	27,2	34,8	27,9
	RMSE 3 m.	344,9	472,4	457,5	423,8	404,4	391,9
	MAPE 1 m.	0,46%	0,03%	0,14%	0,19%	0,25%	0,20%
	MAPE 3 m.	1,89%	2,33%	2,40%	2,20%	2,13%	2,06%
	MAE 1 m.	65,5	4,3	20,5	27,2	34,8	27,9
	MAE 3 m.	295,3	369,8	374,5	345,5	333,9	322,4
	U Theil 1 m.	0,002	0,000	0,001	0,001	0,001	0,001
	U Theil 3 m.	0,011	0,015	0,015	0,014	0,013	0,013

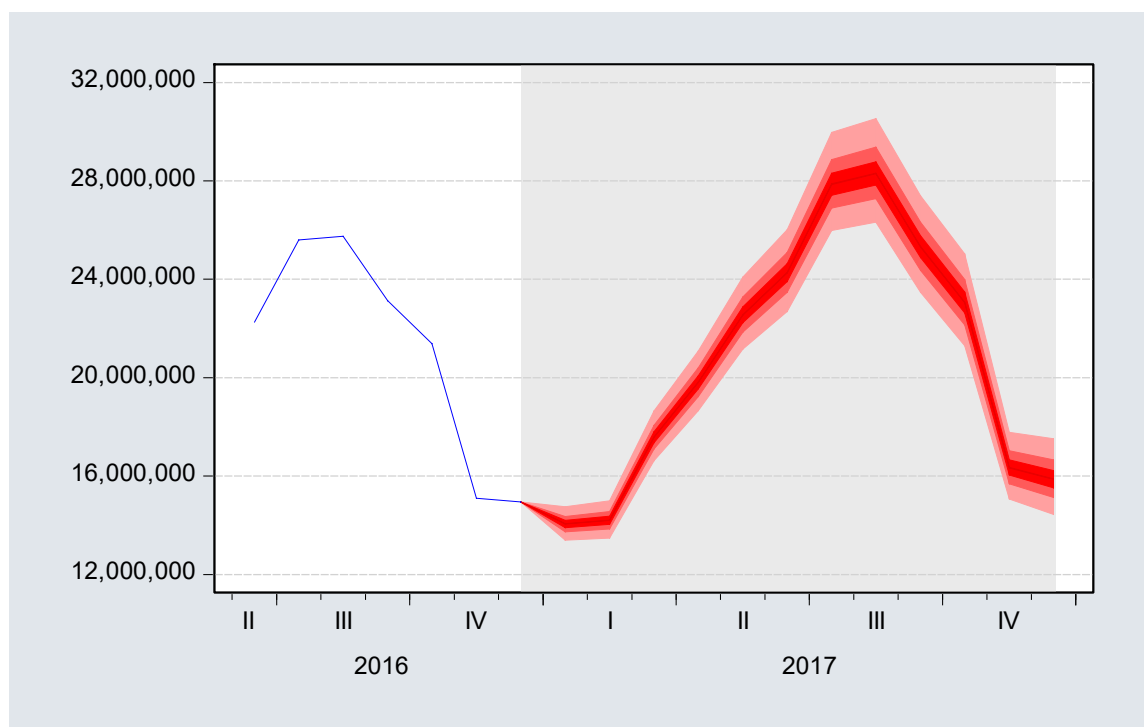
Nota: TRAMO/Seats son modelos automáticos. Tipo 1: combinación mediante promedio simple, Tipo 2: combinación ponderada mediante errores anuales, Tipo 3: combinación ponderada mediante errores mensuales. Fuente: Elaboración propia.

Llegados a este punto, y tal y como señala Winkelried (2012), habría que recalcar que cualquier pronóstico que se realice sobre algún tipo de variable económica se encuentra sujeta a un nivel de incertidumbre, por lo que no es posible prever la trayectoria futura de ésta con total y absoluta certeza. En el caso del transporte aéreo existen una multitud de factores que pueden afectar la evolución de dicha variable (desempeño económico, precios y tarifas, precio de los combustibles, ataques terroristas, eventos climatológicos, huelgas, etc.) Por lo tanto, se vuelve necesario reconocer que en cualquier ejercicio de previsión existe un elevado grado de incertidumbre.

La trayectoria futura de una variable, por ejemplo de la serie de pasajeros comerciales, puede ser representada mediante una función de probabilidad, la cual puede indicar tres aspectos fundamentales a seguir: cuál es el escenario base o central más probable, cuánta dispersión se espera alrededor de este valor, y qué valores –mayores o menores- son más probables con respecto a ese valor central (Winkelried, 2012). Para ilustrar esta situación, se recurre a los llamados *fan charts* o gráficos de abanico⁵⁸, este tipo de figuras son una representación gráfica del nivel de incertidumbre que rodea a cualquier tipo de previsión, y muestran la evolución de los intervalos de confianza alrededor de la previsión en cada periodo del horizonte de predicción. Es decir, cada intervalo es una capa del abanico (área sombreada) que revela su evolución a lo largo del tiempo, y con esto cómo va cambiando la probabilidad de que el valor de la serie de pasajeros comerciales se ubique en los valores asociados a dichos intervalos.

En el caso aquí planteado se ha optado por generar dos *fan charts* a partir de los dos modelos agregados propios (SARIMAX con ISA y SARIMAX con PIB_TUR) para el año 2017, los cuales pueden apreciarse en los Gráfico 4.14 y Gráfico 4.15 respectivamente. De esta forma, el área sombreada más oscura representa un intervalo de confianza del 30%, lo que significa que de acuerdo al respectivo modelo planteado, existe un 30% de probabilidad de que el valor de la serie de pasajeros comerciales se ubique en esa zona.

Gráfico 4.14 Evolución probable de la serie de pasajeros comerciales (modelo agregado SARIMAX con ISA, total de la red)

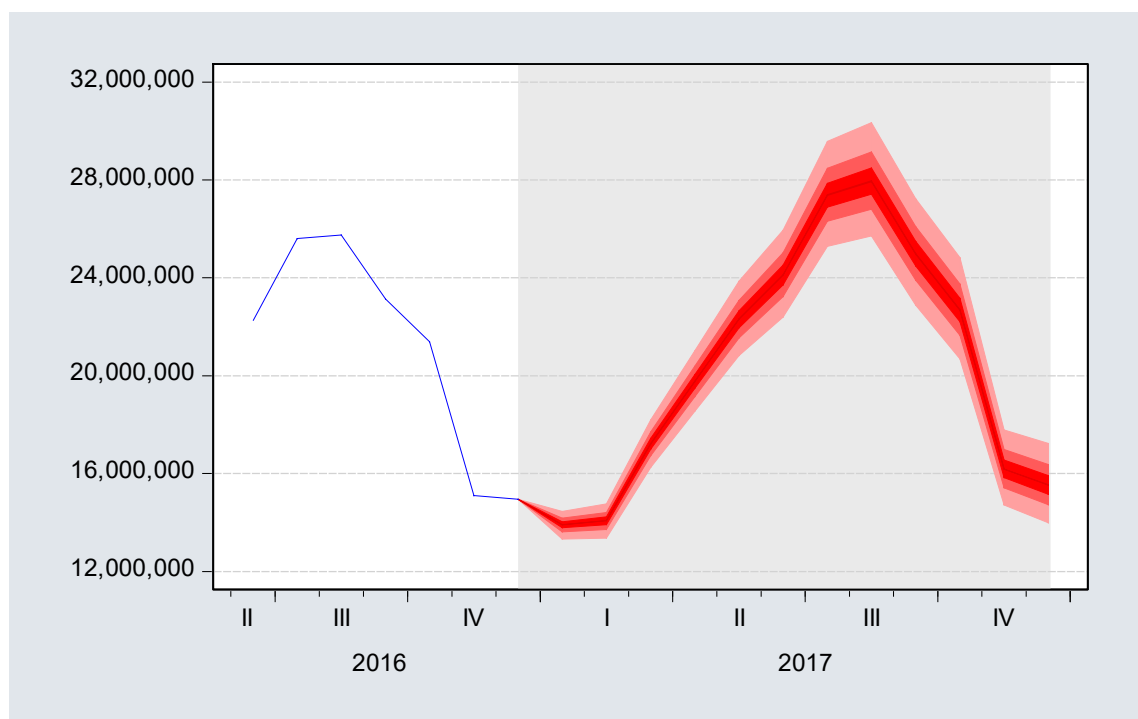


Fuente: Elaboración propia.

⁵⁸ Los *fan charts* fueron creados originalmente por personal del Banco de Inglaterra en sus Informes de Inflación (*Inflation Report*), con el objetivo de reflejar las incertidumbres que giran alrededor de las proyecciones de crecimiento económico, así como de la propia evolución de los precios. Este ejercicio fue adaptado rápidamente por varios bancos centrales y otras instituciones alrededor del mundo que periódicamente publican proyecciones. Ver a Britton, E., P. Fisher & J. Whitley (1998)

Considerando este rango de valores, se estima entonces que el crecimiento en el año 2017 podría ubicarse entre el 7,0% y el 10,4% con el modelo SARIMAX con ISA, y con tasas de entre 5,4% y del 9,2% para el modelo SARIMAX con PIB_TUR, lo que daría aproximadamente un intervalo de valores de entre 245,3 y 253,2 millones de pasajeros comerciales, y de entre 241,8 y 250,5 millones de pasajeros comerciales respectivamente para el cierre del año 2017 en el total de la red de aeropuertos de AENA.

Gráfico 4.15 Evolución probable de la serie de pasajeros comerciales (modelo agregado SARIMAX con PIB_TUR, total de la red)



Fuente: Elaboración propia.

5. Conclusiones

El trabajo que se ha presentado en esta tesis doctoral se enmarca en una línea habitual de investigación en materia de predicción económica, al tratarse de una de las principales variables o indicadores que permiten aproximarse a la medición de la situación y evolución de la economía de un país: el tráfico aéreo de pasajeros.

Además, en el caso español, la situación privilegiada del país en la esfera turística internacional, ya consolidada, hace especialmente relevante este tipo de predicción, desde una perspectiva macroeconómica, toda vez que los flujos turísticos internacionales (la mayoría de ellos en el ámbito del transporte aéreo), desempeñan un papel protagonista en la marcha de la economía y condicionan, en buena parte, las relaciones económicas del país con el exterior. Pero también desde una perspectiva microeconómica, por los intereses particulares que puedan ostentar los agentes que operan en el ámbito del tráfico aéreo.

Por tanto, en el desarrollo de este trabajo de investigación se ha elaborado un análisis de predicción económica desde la perspectiva de la evolución coyuntural de la economía mediante la estimación de los tráficos futuros de pasajeros comerciales en el conjunto de aeropuertos del país (enfoque agregado, *top-down*), que se ha complementado con la perspectiva adicional que ofrece la predicción de los tráficos individuales de pasajeros en los distintos aeropuertos que componen la red española (enfoque desagregado, *bottom-up*) para llegar al dato nacional. A su vez, dentro de estos dos enfoques, se ha analizado la habilidad de distintos modelos para predecir el número de pasajeros comerciales en España en frecuencia mensual. De esta forma, se han planteado tres modelos diferentes: estimación automática de modelos ARIMA mediante el programa informático TRAMO/SEATS, SARIMAX con variable exógena ISA y SARIMAX con variable exógena PIB_TUR. También se hizo la prueba del desempeño que tiene la combinación de modelos individuales y sus respectivos pronósticos mediante tres tipos ponderación: promedio simple de las predicciones, o combinando los pronósticos mediante la propuesta de Bates y Granger (1969) basada en el habilidad predictiva de los diferentes modelos en el pasado reciente, y una derivación de este último para obtener pesos específicos por mes. Se emplearon cuatro medidas de evaluación a través de los errores para realizar el análisis: el RMSE (raíz del error cuadrático medio), MAPE (error medio absoluto porcentual), MAE (error absoluto medio) y el coeficiente de desigualdad de U de Theil.

El primer análisis que se realizó fue una estimación *ex post* para predecir el año conocido 2015, por lo que la muestra abarcaba desde enero de 2004 hasta diciembre de 2014. En términos generales, la previsión de los dos enfoques, agregado, *top-down*, y desagregado, *bottom-up*, se ajusta razonablemente bien a los valores históricos. Sin embargo, ambas estimaciones se encuentran en promedio por debajo de los valores reales, es decir, infravaloran. Y la discrepancia es mayor en el segundo semestre, donde los errores cometidos por los diferentes modelos son mayores en dicho periodo.

Los resultados han mostrado también, que bajo esas condiciones y en el periodo de tiempo seleccionado (año 2015), el enfoque desagregado (*bottom-up*) construido a partir de la suma de los modelos estimados por aeropuertos individuales (Modelo 5, SARIMAX con ISA), supera

en los tres horizontes de predicción establecidos (3 meses, 6 meses y 12 meses) a su “rival” (Hendry y Richard, 1983), agregado (*top-down*), por las tres vías de estimación (TRAMO/SEATS, SARIMAX con ISA y SARIMAX con PIB_TUR), y bajo el criterio de desempeño del MAPE. Estos resultados se alinean con las conclusiones del trabajo de Carson, Cenesizoglu y Parker (2011), que ya probaron una aproximación similar en el tráfico aéreo comercial de Estados Unidos, y concluyeron que el enfoque de agregación individual de mercados supera a la predicción agregada para diferentes periodos de tiempo. Este hallazgo sugería, en un primer momento, que el poder predictivo del tráfico aeroportuario de pasajeros podría ser mejorado mediante el uso de información más detallada e individualizada a través del enfoque desagregado.

Sin embargo, en una segunda etapa, con una muestra desde enero de 2004 hasta diciembre de 2015 con el objetivo de predecir el año 2016, los resultados arrojados son contrarios a los encontrados en la primera etapa. Esto es, el modelo que anteriormente presentaba uno de los mejores desempeños (Modelo 5 desagregado SARIMAX con ISA) es el que exhibe ahora el peor comportamiento. Y el modelo más sobresaliente para este periodo de tiempo (año 2016) es ahora la versión agregada realizada de manera automática mediante TRAMO/SEATS (Modelo 1) para todos los periodos evaluados (3, 6 y 12 meses). Además, los errores cometidos por todos los enfoques y modelos aumentan en relación a los errores realizados en el año previo. Es decir, todas las aproximaciones se quedan por debajo del valor real en una proporción mayor.

Por lo tanto, como se adelantó en un primer momento, ante los resultados contradictorios en los dos periodos considerados, podría considerarse que, realmente, no existe un enfoque consistentemente superior a otro, y que éstos depende en gran medida de la muestra considerada, de los factores que influyen a la serie de pasajeros en un momento dado, así como obviamente del modelo elegido en cada circunstancia y tiempo determinado. Si bien esta consideración es válida, también se ha puesto de manifiesto la excepcionalidad del comportamiento final del año 2016, que ha supuesto una sucesiva revisión de estimaciones de crecimiento del PIB real en España al alza favorecido por diversos factores o vientos de cola. Esto significa que nos encontramos con un año atípico que puede implicar un peor funcionamiento de los modelos basados en el comportamiento histórico.

En lo que respecta a la combinación de predicciones, los resultados de los modelos combinados –tanto en el enfoque agregado como en la versión desagregada– no difieren significativamente uno del otro bajo los dos criterios de desempeño (RMSE y MAPE). Es decir, los errores cometidos por los tres tipos de combinación son similares en las dos aproximaciones. Sin embargo, ninguna de las combinaciones calculadas es la mejor opción de entre todos los modelos calculados; pero si se hubiera optado por elegir el Modelo 2 o 5 para predecir la serie de pasajeros en año 2016, bajo el enfoque agregado o desagregado respectivamente, los errores cometidos hubieran sido mucho mayores que si se hubiera optado por alguna de las tres combinaciones resultantes. Entonces como a *priori* no se conoce que modelo tendrá el mejor comportamiento a futuro, optar por la combinación parece ser el mejor camino a elegir en caso de incertidumbre y de entornos cambiantes.

Debido a las particularidades del año 2016 (año extraordinario en cuanto a la llegada de turistas a España, así como a las constantes revisiones a alza del PIB durante ese periodo), se ha optado por realizar un ejercicio de revisión de la previsión considerando como periodo conocido la primera parte del año y lanzar nuevamente una predicción para los 6 meses restantes del año. Los resultados obtenidos muestran que se consigue reducir significativamente el error de predicción en todos los modelos al emplear como datos históricos la primera parte del año. A 6 meses vista, la elección entre la versión agregada (Modelo 1) y la variante desagregada (Modelo 4) se vuelve indiferente, ambos enfoques presentan medidas de evaluación de los errores muy similares. Los dos modelos antes mencionados logran un grado de aproximación bastante satisfactorio en el promedio del segundo semestre (julio-diciembre) con valores cercanos al 100% del valor histórico real.

En relación a la distribución por aeropuerto a través de cuotas del modelo agregado (combinación Tipo 2), y su posterior comparativa con la estimación directa de los modelos individuales, los resultados encontrados sugieren que únicamente en 2 casos –Lanzarote (ACE), Valencia (VLC)- la distribución por cuotas del modelo agregado supera a las estimaciones individuales por aeropuerto en todos los casos (TRAMO/SEATS, SARIMAX con ISA, SARIMAX con PIB_TUR), en todos los periodos (3 meses, 6 meses y 12 meses) y bajo todos los criterios de desempeño (RMSE, MAPE, MAE, U de Theil). Si se comparan los resultados únicamente con esta última opción, es decir, con algún modelo combinado, la distribución por cuotas del modelo agregado es la mejor opción en 13 casos y a diferentes meses vista (Tabla 4.19).

El ejercicio de estimación realizado a través de una variable específica regional para el caso del Aeropuerto de Madrid, señala que para el año 2015 el modelo con mejor desempeño en todos los periodos de predicción y bajo todas las medidas de evaluación de los errores, fue el modelo SARIMAX que incluyó como variable exógena al PIB de la Comunidad de Madrid (PIB_MAD). Por lo que para este periodo, el empleo de un variable de carácter regional si logró mejorar los resultados en comparación con los otros modelos que emplearon variables genéricas (ISA y PIB_TUR). En el año 2016, la predicción con la variable PIB_MAD sobreestima los valores históricos reales, pero debido a que en realidad no se sabe qué modelo se comportará mejor a futuro, se recurre a la combinación de predicciones. Los resultados de la combinación mostraron que la combinación Tipo 1 (promedio simple de los tres modelos SARIMAX más el modelo automático) superó a cualquier modelo sin combinar incluido el modelo de cuotas (reparto del agregado) a 3 y 12 meses vista considerando todas las medidas de evaluación del error.

En cuanto a la predicción ex –ante (año 2017), todos los modelos agregados presentan valores superiores de predicción que sus correspondientes versiones desagregadas. Y debido a la incertidumbre presente en la estimación y predicción de cualquier variable económica, se emplean los llamado *fan charts* para ilustrar dicha situación. Por lo tanto, considerando el intervalo de confianza del 30% presente en el gráfico de abanico, se estima que el crecimiento en el año 2017 podría ubicarse entre el 7,0% y el 10,4% con el modelo SARIMAX con ISA, y con tasas de entre 5,4% y del 9,2% para el modelo SARIMAX con PIB_TUR.

En definitiva, pueden destacarse como aportaciones de mayor relevancia del presente trabajo original de investigación:

- El ejercicio de contrastación según los dos enfoques señalados: agregado (*top down*) frente a desagregado (*bottom up*), permitiendo contar con predicciones individuales para cada aeropuerto de la red nacional de AENA, además de la predicción propia del conjunto del sistema aeroportuario. Con ello, tal y como se avanzaba al inicio de este informe, se contribuye a la literatura científica en materia de predicción aérea, en la que lo habitual son los estudios específicos sobre aeropuertos concretos o, por el contrario, sobre el conjunto de la red aeroportuaria nacional o regional, pero no, como es el caso de esta investigación, sobre todos y cada uno de los aeropuertos integrantes de la red.
- La aplicación de la técnica de combinación de pronósticos al tráfico aéreo de pasajeros en los aeropuertos españoles, en el modelo agregado, como también en los modelos individuales por aeropuerto, que permite contrastar las hipótesis y hallazgos referidos por otros trabajos, en cuanto a la mejora observada en los pronósticos con el uso de este tipo de técnica de combinación, así como remarcar sus virtudes en el caso específico objeto de estudio.
- La consideración de la incertidumbre propia en el ejercicio de predicción de las variables de tipo económico, caso del volumen de tráfico aéreo de pasajeros, proporciona, aparte de un valor central de previsión para el conjunto de la serie, también una representación gráfica especial conocida como *fan chart* o gráfico de abanico para aquellos pronósticos (ex ante) que se encuentran fuera de la muestra.

Finalmente, la elección del enfoque, agregado vs. desagregado, dependerá, en muchos casos, de la disponibilidad de la información, de los recursos con los que se cuentan (humanos, materiales), y de un *trade-off* entre esfuerzo y resultados. El análisis desagregado de la demanda transporte aéreo (segmentos de tráfico, aeropuertos individuales, etc.) puede ser de utilidad para los tomadores de decisiones en la medida que provee de información más detallada y diversa sobre el comportamiento mismo de la demanda total. La prevalencia del enfoque agregado para estimar la demanda total puede deberse a varios motivos, o bien no se disponen de datos individuales a nivel desagregado, o el esfuerzo de producir estimaciones individuales no compensa el trabajo realizado.

Como recomendaciones a la hora de abordar previsiones de tráfico aéreo en el corto plazo, se podrían sugerir algunas cuestiones tales como tomar con la debida prudencia las proyecciones de la demanda a un horizonte mayor a tres meses vista, máxime en años o periodos con elevada incertidumbre. Si se van a abordar previsiones desde la perspectiva desagregada, en la medida de lo posible, y siempre y cuando se cuente con información disponible de carácter regional, utilizar dichos indicadores más específicos para la modelización individual de los aeropuertos. Como se ha demostrado para el caso del aeropuerto de Madrid, las previsiones pueden mejorar de manera significativa mediante el empleo de una variable propia de tipo regional. En cuanto a la combinación de pronósticos, como se ha podido comprobar, apostar a un solo modelo puede resultar una práctica arriesgada, y a futuro se desconoce en realidad qué modelo u aproximación se comportará mejor. Por tal motivo, la combinación de pronósticos

puede reducir dichos riesgos en la previsión, riesgos en el sentido de la fiabilidad y la precisión de los resultados. En diversas ocasiones, la combinación resultante supera al modelo con el peor comportamiento.

El trabajo de investigación desarrollado para contrastar los resultados desde la óptica de los dos enfoques planteados, agregado vs. desagregado, es una novedad dentro de la literatura empírica para el caso español. No sólo permite contar con previsiones para el conjunto del sistema nacional de aeropuertos, sino también con previsiones individuales para toda la red de aeropuertos de AENA. Lo habitual en materia de predicción de tráfico aéreo en diversos estudios (en casi todos los que se han consultado) es realizar un ejercicio de previsión únicamente para el total nacional o regional, o en su defecto en aeropuertos específicos dentro de un país. Pero no como en este caso, para cada uno de los aeropuertos integrantes de la red de un territorio.

Por último, siempre conviene tener presente la afirmación que realiza Pulido (2006): “Nadie debiera confundir la necesidad de dedicar tiempo y esfuerzo en pensar en términos de futuro, con realizar o comprar predicciones con técnicas más o menos sofisticadas. Navegar por el futuro exige imaginación, experiencia, información selectiva, incluso un grado razonable de intuición. Con muchos datos y estudios no se suplen estas carencias”.

Entre las futuras líneas de investigación que se pretende abordar en adelante se encuentran:

- Ampliar los segmentos de tráfico. En la presente investigación se trabajó únicamente con las series de pasajeros comerciales totales. Se podrían segmentar aún más los datos (en nacional e internacional), y examinar de la misma manera, si al descomponer aún más las series se siguen cumpliendo o no los mismos principios aquí planteados.
- Afinar los modelos mediante indicadores específicos. Construir indicadores específicos por región e incorporarlos como variable exógena en los modelos desagregados por aeropuerto. También se podría plantear la creación de un indicador sintético propio para los modelos agregados que incorporará todos aquellos factores y/o variables que se cree explican de alguna u otra forma el comportamiento del tráfico de pasajeros aéreos.
- Incorporar otros modelos y técnicas de ponderación a la combinación de predicciones. Como se ha señalado reiteradamente, la combinación de predicciones reduce claramente el riesgo de elegir el peor modelo. Introducir otros modelos complementarios que capturen otras características presentes en los datos (modelos no autorregresivos, modelos de suavizado exponencial, modelos causales, etc.)

6. Bibliografía

- Abed, S. Y., Ba-Fail, A. O., & Jasimuddin, S. M. (2001). An econometric analysis of international air travel demand in Saudi Arabia. *Journal of Air Transport Management*, 7, 143-148.
- Aderamo, A. J. (2010). Demand for air transport in Nigeria. *J Economics*, 1, 23.-31.
- Ahmadzade, F. (2011). Econometric time series model to forecast passenger of airport. *Canadian Journal on Scientific and Industrial Research*, 337-343.
- Air Transport Action Group . (2005). *The economic & social benefits of air transport*. Geneva.
- Airbus. (2015). *Global market forecast, flying by numbers 2015-2034*. Airbus.
- Airports Council International (ACI). (2011). *Airport traffic forecasting manual: A practical guide addressing best practices*. Montreal, Canada: ACI World.
- Allen, P. G., & Fildes, R. (2001). Econometric methods. En J. S. Armstrong, *Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners* (págs. 301–363). New York, Boston, Dordrecht, London, Moscow: Kluwer Academic Publishers.
- Andreoni, A., & Postorino, M. N. (2006). A multivariate arima model to forecast air transport demand. *Association for European Transport and contributors*.
- Armstrong, J. S. (2001). Combining Forecasts. *Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners*, 1-19.
- Athanasopoulos, G., & Hyndman, R. J. (2008). Modelling and forecasting Australian domestic tourism. *Tourism Management*, 19-31.
- Balaguer, J., & Cantavella-Jordá, M. (2002). Tourism as a long-run economic growth factor: the Spanish case. *Applied Economics*, 34(7), 877-884.
- Bates, J. M., & Granger, C. W. (1969). The combination of forecasts. *Operational Research Quarterly*, 20(4), 451-468.

- Beaulieu, J., & Miron, J. (1993). Seasonal unit roots in aggregate U.S. data. *Journal of Econometrics*, 55, 305-328.
- Bel, G., & Fageda, X. (2009). Preventing competition because of 'solidarity': rhetoric and reality of airport investments in Spain. *Applied Economics*, 41(22), 2853 — 2865.
- Bel, G., & Fageda, X. (2011). La reforma del modelo de gestión de los aeropuertos en España. *Haciend Pública Española/Revista de Economía Pública*, 196, 109-130.
- Benalal, N., Diaz del Hoyo, J. L., Landau, B., Roma, M., & Skudelny, F. (2004). To aggregate or not to aggregate? euro area inflation forecasting. *European Central Bank, Working Paper* 374.
- Bermúdez, J. D., Segura, J. V., & Vercher, E. (2005). Holt-Winters forecasting: An alternative formulation applied to UK air passenger data. *Trabajos I+D, Centro de Investigación Operativa, Universidad Miguel Hernández de Elche*.
- Bieger, T., & Wittmer, A. (2006). Air transport and tourism—Perspectives and challenges for destinations, airlines and governments. *Journal of Air Transport Management*, 12(1), 40-46.
- Boeing. (2015). *Current market outlook 2015-2034*. Seattle: Boeing Commercial Airplanes Market Analysis.
- Bougas, C. (2013). *Forecasting air passenger traffic flows in Canada: An evaluation of time series models and combination methods*. Québec, Canada: Université Laval.
- Bourguignon, F., & Darpeix, P.-E. (2016). Air traffic and economic growth: the case of developing countries. *Paris School of Economics Working Papers* 2016/09, 1-31.
- Bowen, J. (2000). Airline hubs in Southeast Asia: national economic development and nodal accessibility. *Journal of Transport Geography*, 8(1), 25-41.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2008). *Time series analysis: Forecasting and control*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Box, G., & Jenkins, G. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco: Holden Bay.

- Brida, J. G., Pereyra, J. S., & Such, M. J. (2007). Evaluating the contribution of tourism on economic growth. *Anatolia: An International Journal of Tourism and Hospitality Research*, 19(2), 351-356.
- Britton, E., Cooper, A., & Tinsley, D. (2005). The economic catalytic effects of air transport in Europe. *Association for European Transport*.
- Britton, E., Fisher, P., & J., W. (1998). The inflation report projections: Understanding the fan chart. *Quarterly Bulletin, Bank of England*.
- Brown, B., & Murphy, A. (1996). Improving forecasting performance by combining forecasts: The example of road-surface temperature forecasts. *Meteorological Applications*, 3(3), 257-265.
- Button, K., & Taylor, S. (2000). International air transportation and economic development. *Journal of Air Transport Management*(6), 209-222.
- Cabrer Borrás, B. (2005). *Tema 11: Hacia la automatización de la modelización de las series temporales TRAMO/SEATS*. Valencia.
- Carson, R. T., Cenesizoglu, T., & Parker, R. (2011). Forecasting (aggregate) demand for US commercial air travel. *International Journal of Forecasting*, 27(3), 923-941.
- Castillo-Manzano, J. I., Pedregal, D. J., & Pozo-Barajas, R. (2012). Assessing fear of flying after a plane crash. The "Rainman" effect - Myth or reality? *Journal of Air Transport Management*, 20, 20-22.
- Chen, C., & Liu, L.-M. (1993). Forecasting time series with outliers. *Journal of Forecasting*, 12(1), 13-35.
- Chen, C.-F., Chang, Y.-H., & Chang, Y.-W. (2009). Seasonal ARIMA forecasting of inbound air travel arrivals to Taiwan. *Transportmetrica*, 5(2), 125-140.
- Chew, J. (1987). Transport and tourism in the year 2000. *Tourism Management*, 8(2), 83-85.
- Chèze, B., Chevallier, J., & Gastineau, P. (2011). *Forecasting world and regional air traffic in the mid-term (2025): An econometric analysis of air traffic determinants using dynamic panel-data models*. Rueil-Malmaison, France: IFP Energies nouvelles.



- Chu, F. (1998). Forecasting tourism: a combined approach. *Tourism Management*, 19(6), 515–520.
- Clemen, R. T. (1989). Combining forecasts: A review and annotated bibliography. *International Journal of Forecasting*, 5, 559-583.
- Coshall, J. (2009). Combining volatility and smoothing forecasts of UK demand for international tourism. *Tourism Management*, 30(4), 495–511.
- Coto-Millán, P. (2004). An air traffic demand forecasting model applied to Santander Airport. *International Journal of Transport Economics*, 197-208.
- Coto-Millán, P., & Carrera-Gómez, G. (2004). An air traffic demand forecasting model applied to Santander airport. *International Journal of Transport Economics*, 31(2), 197-208.
- Cuadrado Roura, J. R., & López Morales, J. M. (2015). El turismo, motor del crecimiento y de la recuperación de la economía española. *Documento de trabajo 04/2015, Instituto Universitario de Análisis Económico y Social*, 1-29.
- Cuñado, J., & Gil-Alaña, L. (2007). Tourism in the Canary islands: forecasting using several seasonal time series models. *Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad de Navarra, Working Paper nº 02/07*.
- De Rus, G., Campos, J., & Nombela, G. (2003). *Economía del transporte*. Barcelona: Antoni Bosch.
- Departement of Transport. (2013). *UK aviation forecasts*. London: Crown.
- Department of Transport. (2011). *Re-estimating the national air passenger demand model econometric equations*. London: Crown.
- Department of Transport. (2011). *UK aviation forecasts*. Department of Transport.
- Dharmawan, I. G. (2012). *The effect of air transport to economic development in Indonesia*. Erasmus University.
- Dickey, D., & Fuller, W. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427-431.

- Espasa, A., Senra, E., & Albacete, R. (2002). Forecasting inflation in the European Monetary Union: A disaggregated approach by countries and by sectors. *European Journal of Finance*, 8(4), 402-421.
- Exceltur. (2016). *Informe perspectivas turísticas no. 55 (Enero 2016)*.
- Exceltur. (2017). *Informe de perspectivas turísticas no. 59 (Enero 2017)*.
- Fair, R. C., & Shiller, J. (1990). Comparing information in forecasts from econometric models. *The American Economic Review*, 80(3), 375–389.
- Fang, Y. (2003). Forecasting combination and encompassing tests. *International Journal of Forecasting*, 19, 87-94.
- Fedea. (2016). *Renta personal de los municipios personales y su presentación*. Recuperado el junio de 2017, de <http://www.fedea.net/renta/>
- Fildes, R., Wei, Y., & Ismail, S. (2011). Evaluating the forecasting performance of econometric models of air passenger traffic flows using multiple error measures. *International Journal of Forecasting*, 27, 902-922.
- Freyer, W. (1991). *Tourismus, einföhrung in die fremdverkehrsökonomie (Tourism. Introduction into the Economics of Tourism)* (Third Edition ed.). Munich.
- Friedman, M. (1953). *Essays in positive economics*. Chicago: The University of Chicago Press.
- Garderen, V. K., Lee, K., & Pesaran, M. H. (2000). Cross-sectional aggregation of non-linear models. *Journal of Econometrics*, 95, 285–331.
- Giacomini, R., & Granger, C. W. (2004). Aggregation of space-time processes. *Journal of Econometrics*, 118, 7–26.
- Gómez, V., & Maravall, A. (1996). Programs TRAMO and SEATS instructions for the user. *Banco de España - Servicio de Estudios*.
- Granger, C. (1987). Implications of aggregation with common factors. *Econometric Theory*, 3, 208–222.

- Granger, C. W., & Ramanathan, R. (1984). Improved methods of combining forecasts. *Journal of Forecasting*, 3, 197-204.
- Grosche, T., Rothlauf, F., & Heinzl, A. (2007). Gravity models for airline passenger volume estimation. *Journal of Air Transport Management*, 13, 175–183.
- Grunfeld, Y., & Griliches, Z. (1960). Is aggregation necessarily bad? *The Review of Economics and Statistics*, XLII(1), 1–13.
- Gujarati, D. (2004). *Econometría*. México D.F.: McGraw-Hill.
- Hall, C. M. (1991). *Introduction to tourism in Australia: Impacts, planning and development*. Melbourne: Longman Cheshire.
- Hammar skjöld, K. (1969). The air transport industry-some economic aspects. *Nationaløkonomisk Tidsskrift*, Bind 107.
- Harrison, E. (2013). A Seasonal time series model for Nigerian monthly air. *International Journal of Research and Reviews in Applied Sciences*, 14(3), 596-602.
- Hendry, D. F. (2009). The Methodology of empirical econometric modelling: Applied econometrics through the looking-glass. En T. Mills, & K. Patterson, *Palgrave handbook of Econometrics. Applied Econometrics* (Vol. 2, págs. 3-67). London: Palgrave Macmillan.
- Hendry, D. F., & Clements, M. P. (2004). Pooling of forecasts. *Econometrics Journal*, 7, 1-31.
- Hendry, D. F., & Hubrich, K. (2006). Forecasting aggregates by disaggregates. *European Central Bank Working Paper* 589.
- Hendry, D. F., & Hubrich, K. (2010). Combining disaggregate forecasts or combining disaggregate information to forecast an aggregate. *European Central Bank, Working Series* 1155.
- Hendry, D. F., & Richard, J. (1983). The econometric analysis of economic time series. *International Statistical Review*, 51(2), 111-148.

- Hibon, M., & Evgeniou, T. (2008). To combine or not to combine: Selecting among forecasts and their combinations. *International Journal of Forecasting*, 21, 15-24.
- Hylleberg, S., Engle, R., Granger, C., & Yoo, B. (1990). Seasonal Integration and Cointegration. *Journal of Econometrics*, 44, 225-238.
- Hyndman, R. J., & Kostenko, A. V. (2007). Minimum sample size requirements for seasonal forecasting models. *Foresight*(6), 12-15.
- ICAO. (2006). *Manual of air traffic forecasting* (Third ed.). International Civil Aviation Organization.
- Inglada, V., & Rey, B. (2002). El transporte aéreo español ante la crisis. *Revista Economistas*, 96, 103-108.
- Inglada, V., & Rey, B. (2004). Spanish air travel and the September 11 terrorist attacks: a note. *Journal of Air Transport Management*, 10(6), 441-443.
- Inskeep, E. (1991). *Tourism planning: An integrated and sustainable development approach*. New York: Wiley.
- Instituto de Estadística-Comunidad de Madrid. (2017). *Anuario Estadístico de la Comunidad de Madrid. 1985-2017 Comercio, turismo y otros servicios*. Recuperado el abril de 2017, de <http://www.madrid.org/iestadis/fijas/estructu/general/anuario/ianucap13.htm>
- InterVISTAS Consulting Ltd. (2015). *Economic impact of European Airports, critical catalyst to economic growth*. Bath.
- Ishutkina, M. A., & Hansman, R. J. (2009). Analysis of the interaction between air transportation and economic activity: A worldwide perspective. *MIT International Center for Air Transportation (ICAT)*.
- Islas Rivera, V. M., Rivera Trujillo, C., & Torres Vargas, G. (2002). *Estudio de la demanda de Transporte*. Sanfandila, Querétaro: Secretaria de Comunicaciones y Transportes, Instituto Mexicano del Transporte.
- Ismail, S., & Tuan Muda, T. Z. (2006). Comparing forecasting effectiveness through air travel data. *Faculty of Information Technology, Universiti Utara Malaysia*, 2, 594-602.



- Ito, H., & Lee, D. (2003). Assessing the impact of the September 11 terrorist attacks on U.S. airline demand. *Working Paper: 2003-16, Brown University*.
- Ivanov, S., & Webster, C. (2007). Measuring the impacts of tourism on economic growth. *Tourism Economics*, 13(3), 379-388.
- Justel, A., Peña, D., & Sánchez, M. J. (1994). Grupos de atípicos en modelos econométricos. *Serie de Estadística y Econometría, Dpto. de Estadística y Econometría, Universidad Carlos III*.
- Kang, I. (2003). Multi-period forecasting using different models for different horizons: an application to U.S. economic time series data. *International Journal of Forecasting*, 19(3), 387-400.
- Kasarda, J. D., & Green, J. D. (2005). Air cargo as an economic development engine: A note on opportunities and constraints. *Journal of Air Transport Management*, 11(6), 459-462.
- Kim, J. H. (1999). Forecasting monthly tourist departures from Australia. *Tourism Economics*, 5(3), 277-291.
- Kim, J. H., Wong, K., Athanasopoulos, G., & Liu, S. (2011). Beyond point forecasting: Evaluation of alternative prediction intervals for tourist arrivals. *International Journal of Forecasting*, 27, 887-901.
- Klein, L. (1969). The specification of regional econometric models. *Papers in Regional Science*, 23(1), 105-116.
- Kleinhenz, J. (diciembre de 2016). *The art and science of economic forecasting*. Obtenido de <https://nrf.com/news/the-art-and-science-of-economic-forecasting>
- Kohn, R. (1982). When is an aggregate of a time series efficiently forecast by its past? *Journal of Econometrics*, 18, 337-349.
- Koning, J., Franses, H., Hibon, M., & Stekler, H. (2005). The M3 competition: Statistical tests of the results. *International Journal of Forecasting*, 21(3), 397-409.
- Lieshout, R. (2012). Measuring the size of an airport's catchment area. *Journal of Transport Geography*, 25, 27-34.

- Lim, C., & McAleer, M. (2002). Time series forecasts of international travel demand for Australia. *Tourism Management*, 389-396.
- Ljung, G., & Box, G. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, 297-303.
- López Colmenarejo, M. (12 de Febrero de 2014). El transporte aéreo traza su futuro. *Transporte-El Economista*, 10-11.
- López, A. (2015). Modelización econométrica regional en España: Una revisión. *Estudios de Economía Aplicada*, 33(2), 399-420.
- López, A. (2016). Applied economics and econometrics: Models and accounting systems, the origin and future trends. En O. Hyeronimi, & M. Lo Cascio, *New social market economy for the 21st Century. Emilio Fontela: Economist and global researcher* (págs. 179-188). Aracne Editorial.
- López, A. (2016b). El papel de la información económica como generador de conocimiento en el proceso de predicción: Comparaciones empíricas del crecimiento del PIB regional. *Estudios de Economía Aplicada*, 34(3), 553-582.
- López, A. M., Flores, M. Á., & Sánchez, J. I. (2017). Modelos de series temporales aplicados a la predicción del tráfico aeroportuario español de pasajeros: Un enfoque agregado y desagregado. *Estudios de Economía Aplicada*, 35(2), 395-418.
- Losada Sánchez, M. N., Alén González, M. E., & Domínguez Vila, T. (2015). Análisis de los determinantes de la decisión de viajar de los senior españoles. *Estudios y perspectivas en turismo*, 24(1), 1-20.
- Lütkepohl, H. (1984). Forecasting contemporaneously aggregated vector ARMA processes. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2(3), 201-214.
- Lütkepohl, H. (1987). *Forecasting aggregated vector ARMA processes*. Springer-Verlag.
- Lütkepohl, H. (2006). Forecasting with VARMA processes. En G. Elliott, C. J. Granger, & A. Timmermann, *Handbook of Economic Forecasting*. Elsevier.
- Makridakis, S., & Winkler, R. L. (1983). Averages of forecasts: Some empirical results. *Management Science*, 29, 987-996.

- Makridakis, S., Wheelwright, S., & Hyndman, R. (1998). *Forecasting methods and applications*. New York: Wiley.
- Marcellino, M., Stock, J. H., & Watson, M. W. (2003). Macroeconomic forecasting in the euro area: Country specific versus area-wide information. *European Economic Review*(47), 1–18.
- Min, J. C., Kung, H.-H., & Liu, H. H. (2010). Interventions affecting air transport passenger demand in Taiwan. *African Journal of Business Management*, 4, 2121-2131.
- Nasiru, S., Luguterah, A., & Anzagra, L. (2003). The efficacy of ARIMAX and SARIMA models in predicting monthly currency in circulation in Ghana. *Mathematical Theory and Modeling*, 3(5), 73-81.
- Oh, C.-O. (2005). The contribution of tourism development to economic growth in the Korean economy. *Tourism Management*, 26, 39–44.
- Olebogeng, A. B., & Olebogeng, D. D. (2013). The determinants of domestic air passenger demand in the Republic of South Africa. *Mediterranean Journal of Social Sciences*, 4(13), 389-396.
- Önder, E., & Kuzu, S. (2014). Forecasting air traffic volumes using smoothing techniques. *Journal of Aeronautics and Space Technologies*, 7(1), 65-85.
- OTLE-Ministerio de Fomento. (2016). *Informe anual del Observatorio del Transporte y la Logística en España*.
- Oxford Economics. (2011). *Economic benefits from air transport in Spain*. Oxford Economics.
- Palm, & Zellner. (1992). To combine or not to combine? Issues of combining forecasts. *Journal of forecasting*, 11, 687-701.
- Pérez, J. (2016). Perspectivas y escenarios para la economía española. *Economistas*(nº extra 146-147), 183-189.
- Pesaran, M. H., Pierse, R. G., & Kumar, M. S. (1989). Econometric analysis of aggregation in the context of linear prediction models. *Econometrica*, 57, 861–888.



- Priyadarshana, M., & Shamini, A. (2015). Modeling air passenger demand in Bandaranaike International Airport, Sri Lanka. *Journal of Business & Economic Policy*, 2(4), 147-151.
- Pulido, A. (2006). La aventura de la predicción económica y empresarial. En A. Pulido, *Guía para usuarios de predicciones económicas* (págs. 9-30). Madrid: Ecobook.
- Pulido, A. (junio de 2016). *Blog sobre Futuro e Innovación de Antonio Pulido*. Obtenido de Mosaico de predicciones para el debate a cuatro: <http://blog.antonipulido.es/mosaico-de-predicciones-para-el-debate-a-cuatro/>
- Pulido, A., & López, A. M. (1999). *Predicción y simulación aplicada a la economía y gestión de empresas*. Madrid: Ediciones Pirámide.
- Pulido, A., & Pérez, J. (2001). *Modelo econométricos*. Madrid: Ediciones Pirámide.
- Renfe. (20 de febrero de 2017). *Noticias - Gabinete de Prensa*. Recuperado el junio de 2017, de <http://www.renfe.com/empresa/comunicacion/>
- Rodrigue, J.-P., & Comtois, C. (2006). *The geography of transport*. New York: Routledge.
- Rodrigue, J.-P., Comtois, C., & Slack, B. (2013). *The geography of transport systems*. New York: Routledge.
- Sancho, A., Cabrer, B., García, G., & Pérez, J. (2001). *Apuntes de Metodología de la Investigación en Turismo*. Madrid: Organización Mundial del Turismo.
- Shen, S., Li, G., & Song, H. (2011). Combination forecasts of International tourism demand. *Annals of Tourism Research*, 38(1), 72-89.
- Sivrikaya, O., & Tunç, E. (2013). Demand forecasting for domestic air transportation in Turkey. *The Open Transportation Journal*, 20-26.
- Song, H., Li, G., Witt, S. F., & Athanasopoulos, G. (2011). Forecasting tourist arrivals using time-varying parameter structural time series models. *International Journal of Forecasting*, 27, 855-869.
- Tam, R., & Hansman, R. J. (2002). Impact of air transportation on regional economic and social connectivity in the United States. *American Institute of Aeronautics and Astronautics*.



- Theil, H. (1966). *Applied economic forecasting*. Amsterdam: North Holland.
- Timmermann, A. (2006). Forecast combinations. *Handbook of economic forecasting*, 1, 135–196.
- Tsay, R. S. (1986). Time series model specification in the presence of outliers. *Journal of the American Statistical Association*, 81(393), 132-141.
- Tsay, R. S. (1988). Outliers, level shifts, and variance changes in time series. *Journal of Forecasting*, 7(1), 1-20.
- Tsui, W. H., Balli, H. O., & Gow, H. (2011). Forecasting airport passenger traffic: the case of Hong Kong International Airport. *Aviation Education and Research Proceedings*, 54-62.
- Tsui, W., & Balli, F. (2017). International arrivals forecasting for Australian airports and the impact of tourism marketing expenditure. *Tourism economics: the business and finance of tourism and recreation*, 23, 403-428.
- Tsui, W., Balli, H., Gilbey, A., & Gow, H. (2014). Forecasting of Hong Kong airport's passenger throughput. *Tourism Management*, 42, 62-76.
- UNWTO. (2013). *Notas metodológicas de la base de datos de estadísticas de turismo*. Madrid: United Nations World Tourism Organization.
- UNWTO. (2016). *UNWTO Tourism highlights, 2016 Edition*. Madrid: United Nations World Tourism Organization.
- WEF. (2017). *The Travel & Tourism competitiveness report 2017*. Geneva: World Economic Forum.
- Williams, B. (2007). Multivariate vehicular traffic flow prediction: evaluation of ARIMAX modelling. *Transportation Research Board*, 1776, 194-200.
- Winkelried, D. (2012). ¿Qué es un fan chart? *Revista Moneda-BCRP*, 151, 32-36.
- Winkler, R. L., & Clemen, R. T. (1992). Sensitivity of weights in combining forecasts. *Operations Research*, 40, 609-614.















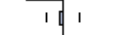



























































- Wong, K., Song, H., Witt, S., & Wu, D. (2007). Tourism forecasting: to combine or not to combine? *Tourism Management*, 28(4), 1068–1078.
- WTTC. (2017). *Travel & Tourism economic impact 2017*. World Travel & Tourism Council.
- Yao, S., & Yang, X. (2008). Airport development and regional economic growth in China. *University of Nottingham Research Paper 2008/07*, 1-29.
- Yao, T., Forrest, J., & Gong, Z. (2012). Generalized discrete GM (1,1) model. *Grey Systems: Theory and Application*, 2(1), 4-12.
- Zellner, A., & Tobias, J. (2000). A note on aggregation, disaggregation and forecasting performance. *Journal of Forecasting*, 19, 457–469.
- Zhang, P. G. (2003). Time series forecasting using a hybrid arima and neural network model. *Neurocomputing*, 50, 159–175.



































































7. Anexos

7.1.

Funciones de autocorrelacion (FAC) y autocorrelación parcial (FACP) de la diferencia del logaritmo y de la diferencia regular y estacional de logaritmo de los pasajeros comerciales totales

Total Red

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.465	0.465	28.990 0.000
		2	0.308	0.117	41.830 0.000
		3	-0.028	-0.271	41.939 0.000
		4	-0.413	-0.482	65.386 0.000
		5	-0.429	-0.088	90.796 0.000
		6	-0.630	-0.359	146.05 0.000
		7	-0.450	-0.185	174.48 0.000
		8	-0.409	-0.487	198.18 0.000
		9	-0.042	-0.059	198.42 0.000
		10	0.278	-0.051	209.59 0.000
		11	0.437	-0.016	237.37 0.000
		12	0.853	0.590	344.01 0.000
		13	0.444	-0.137	373.07 0.000
		14	0.276	-0.235	384.37 0.000
		15	-0.026	-0.065	384.48 0.000
		16	-0.374	0.061	405.70 0.000
		17	-0.383	0.047	428.13 0.000
		18	-0.567	0.038	477.67 0.000
		19	-0.397	0.121	502.23 0.000
		20	-0.374	-0.069	524.16 0.000
		21	-0.035	-0.023	524.36 0.000
		22	0.246	-0.064	534.02 0.000
		23	0.379	-0.082	557.19 0.000
		24	0.769	0.200	653.36 0.000
		25	0.391	-0.056	678.46 0.000
		26	0.251	-0.042	688.91 0.000
		27	-0.041	-0.094	689.18 0.000
		28	-0.320	0.136	706.49 0.000
		29	-0.331	-0.008	725.18 0.000
		30	-0.497	0.001	767.79 0.000
		31	-0.347	-0.001	788.76 0.000
		32	-0.322	0.106	807.03 0.000
		33	-0.046	-0.115	807.40 0.000
		34	0.223	0.013	816.30 0.000
		35	0.326	-0.004	835.57 0.000
		36	0.678	0.108	919.91 0.000

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.453	-0.453	25.039	0.000
		2	0.109	-0.121	26.493	0.000
		3	0.075	0.096	27.197	0.000
		4	-0.092	-0.004	28.258	0.000
		5	0.053	0.001	28.614	0.000
		6	0.053	0.085	28.966	0.000
		7	-0.149	-0.100	31.801	0.000
		8	0.244	0.157	39.521	0.000
		9	-0.134	0.051	41.854	0.000
		10	-0.081	-0.146	42.718	0.000
		11	0.329	0.258	57.144	0.000
		12	-0.529	-0.376	94.861	0.000
		13	0.260	-0.121	104.03	0.000
		14	-0.087	-0.083	105.07	0.000
		15	0.091	0.219	106.23	0.000
		16	-0.110	-0.125	107.92	0.000
		17	0.057	-0.022	108.38	0.000
		18	-0.053	0.075	108.78	0.000
		19	0.031	-0.192	108.91	0.000
		20	-0.210	-0.127	115.31	0.000
		21	0.141	-0.011	118.26	0.000
		22	-0.034	-0.042	118.43	0.000
		23	-0.032	0.139	118.58	0.000
		24	0.072	-0.110	119.36	0.000
		25	-0.059	0.013	119.89	0.000
		26	-0.003	-0.214	119.89	0.000
		27	-0.120	0.014	122.16	0.000
		28	0.134	0.011	124.99	0.000
		29	-0.117	-0.133	127.16	0.000
		30	-0.001	-0.047	127.16	0.000
		31	-0.047	-0.194	127.52	0.000
		32	0.199	0.126	134.08	0.000
		33	-0.166	-0.067	138.70	0.000
		34	0.061	-0.002	139.34	0.000
		35	-0.125	-0.086	142.00	0.000
		36	0.201	0.081	149.03	0.000

7.2.

Prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)

Diferencia del logaritmo de los pasajeros aéreos comerciales (2004-2014)

Prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)	Estadístico t^*
Lanzarote (ACE)	-2.614711
Málaga (AGP)	-2.696763
Alicante (ALC)	-2.771772
Barcelona (BCN)	-1.669165
Bilbao (BIO)	-2.258471
Fuerteventura (FUE)	-2.113044
Girona (GRO)	-3.238248
Ibiza (IBZ)	-3.098169
Gran Canaria (LPA)	-2.759644
Madrid (MAD)	-1.437379
Menorca (MAH)	-4.058274
Murcia (MJV)	-2.640131
Asturias (OVD)	-2.828690
Palma de Mallorca (PMI)	-3.851458
Reus (REU)	-8.569377
Santiago (SCQ)	-2.712753
Sevilla (SVQ)	-1.862637
Tenerife Norte (TFN)	-2.517454
Tenerife Sur (TFS)	-2.688235
Valencia (VLC)	-2.377111
Resto	-12.66147

Nota: * al 5% de significatividad estadística. Variable exógena: ninguna. Número de retardos= 12, selección automática basada en SIC. Fuente: Elaboración propia

Prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)

Diferencia regular y estacional del logaritmo de los pasajeros aéreos comerciales (2004-2014)









































































Prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF)	Estadístico t^*
Lanzarote (ACE)	-3.528139
Málaga (AGP)	-17.05480
Alicante (ALC)	-16.53473
Barcelona (BCN)	-14.28383
Bilbao (BIO)	-15.04512
Fuerteventura (FUE)	-14.48113
Girona (GRO)	-12.13082
Ibiza (IBZ)	-11.51839
Gran Canaria (LPA)	-12.17550
Madrid (MAD)	-3.796679
Menorca (MAH)	-11.81448
Murcia (MJV)	-10.54403
Asturias (OVD)	-10.98363
Palma de Mallorca (PMI)	-19.18110
Reus (REU)	-8.317324
Santiago (SCQ)	-4.563815
Sevilla (SVQ)	-12.96329
Tenerife Norte (TFN)	-17.73387
Tenerife Sur (TFS)	-10.53759
Valencia (VLC)	-12.39803
Resto	-1.861589









































































Nota: * al 5% de significatividad estadística. Variable exógena: ninguna. Número de retardos= 12, selección automática basada en SIC. Fuente: Elaboración propia

7.3.









































































Funciones de autocorrelacion (FAC) y autocorrelación parcial (FACP) de la diferencia del logaritmo (arriba) y de la diferencia regular y estacional del logaritmo (abajo) de los pasajeros comerciales por aeropuerto









































































Lanzarote (ACE)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.049	-0.049	0.3223	0.570
		2 -0.359	-0.362	17.733	0.000
		3 -0.108	-0.173	19.316	0.000
		4 0.064	-0.110	19.874	0.001
		5 0.106	-0.002	21.422	0.001
		6 -0.270	-0.346	31.549	0.000
		7 0.119	0.109	33.548	0.000
		8 0.102	-0.112	35.025	0.000
		9 -0.167	-0.201	39.016	0.000
		10 -0.322	-0.512	53.977	0.000
		11 0.054	-0.284	54.400	0.000
		12 0.726	0.437	131.55	0.000
		13 0.021	0.228	131.61	0.000
		14 -0.334	0.066	148.21	0.000
		15 -0.098	0.004	149.65	0.000
		16 0.056	-0.064	150.11	0.000
		17 0.081	0.023	151.11	0.000
		18 -0.260	-0.131	161.52	0.000
		19 0.125	-0.025	163.95	0.000
		20 0.085	-0.198	165.07	0.000
		21 -0.135	0.063	167.97	0.000
		22 -0.317	-0.189	184.04	0.000
		23 0.039	-0.181	184.29	0.000
		24 0.707	0.138	265.72	0.000
		25 -0.017	-0.029	265.77	0.000
		26 -0.286	0.023	279.31	0.000
		27 -0.108	-0.083	281.26	0.000
		28 0.079	0.015	282.33	0.000
		29 0.036	-0.109	282.55	0.000
		30 -0.223	0.016	291.17	0.000
		31 0.132	-0.034	294.19	0.000
		32 0.091	-0.065	295.63	0.000
		33 -0.140	0.000	299.10	0.000
		34 -0.267	0.034	311.93	0.000
		35 0.037	-0.071	312.18	0.000
		36 0.633	0.034	385.62	0.000

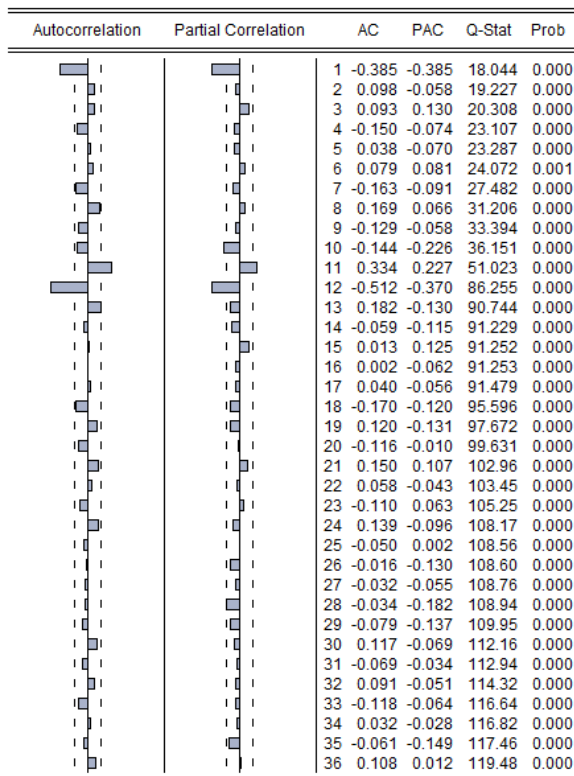
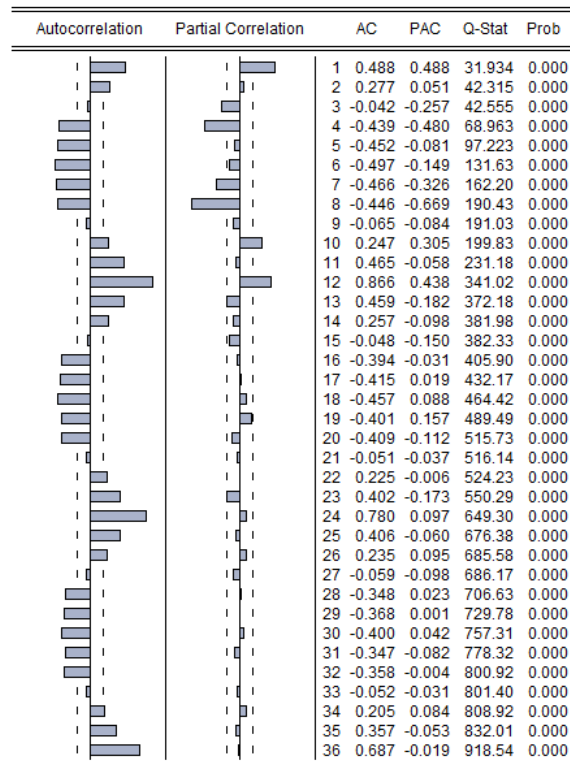
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.432	-0.432	22.744	0.000
		2 0.001	-0.228	22.744	0.000
		3 0.152	0.071	25.616	0.000
		4 -0.140	-0.040	28.054	0.000
		5 0.020	-0.050	28.106	0.000
		6 0.054	0.012	28.472	0.000
		7 -0.079	-0.035	29.265	0.000
		8 0.205	0.207	34.696	0.000
		9 -0.179	-0.022	38.872	0.000
		10 0.052	-0.007	39.229	0.000
		11 0.226	0.250	46.012	0.000
		12 -0.563	-0.448	88.602	0.000
		13 0.277	-0.178	99.020	0.000
		14 -0.086	-0.238	100.03	0.000
		15 0.022	0.099	100.10	0.000
		16 -0.029	-0.127	100.21	0.000
		17 0.087	0.098	101.28	0.000
		18 -0.083	0.009	102.27	0.000
		19 0.044	0.003	102.56	0.000
		20 -0.118	0.085	104.59	0.000
		21 0.088	-0.076	105.74	0.000
		22 -0.101	-0.066	107.26	0.000
		23 0.020	0.055	107.32	0.000
		24 0.071	-0.255	108.09	0.000
		25 -0.057	-0.120	108.58	0.000
		26 0.095	-0.063	109.97	0.000
		27 -0.138	-0.024	112.94	0.000
		28 0.051	-0.176	113.35	0.000
		29 -0.081	-0.039	114.39	0.000
		30 0.031	-0.058	114.55	0.000
		31 -0.066	-0.156	115.27	0.000
		32 0.114	0.045	117.41	0.000
		33 -0.018	0.082	117.47	0.000
		34 0.040	-0.014	117.74	0.000
		35 -0.120	-0.075	120.22	0.000
		36 0.172	0.044	125.32	0.000

Málaga (AGP)









































































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.432	0.432	24.999	0.000
		2 0.255	0.084	33.784	0.000
		3 -0.054	-0.237	34.184	0.000
		4 -0.419	-0.446	58.308	0.000
		5 -0.415	-0.107	82.109	0.000
		6 -0.428	-0.105	107.65	0.000
		7 -0.450	-0.373	136.09	0.000
		8 -0.417	-0.619	160.70	0.000
		9 -0.080	-0.192	161.61	0.000
		10 0.229	0.264	169.18	0.000
		11 0.410	-0.164	193.57	0.000
		12 0.873	0.561	305.03	0.000
		13 0.409	-0.131	329.70	0.000
		14 0.244	-0.112	338.54	0.000
		15 -0.054	-0.215	338.97	0.000
		16 -0.376	0.061	360.42	0.000
		17 -0.381	-0.024	382.66	0.000
		18 -0.396	0.042	406.83	0.000
		19 -0.392	0.188	430.71	0.000
		20 -0.382	-0.040	453.62	0.000
		21 -0.074	-0.037	454.49	0.000
		22 0.203	-0.085	461.08	0.000
		23 0.364	-0.078	482.44	0.000
		24 0.786	0.093	583.11	0.000
		25 0.362	-0.090	604.61	0.000
		26 0.224	0.044	612.96	0.000
		27 -0.059	-0.046	613.54	0.000
		28 -0.330	0.100	632.01	0.000
		29 -0.333	-0.041	650.99	0.000
		30 -0.352	-0.019	672.42	0.000
		31 -0.344	-0.019	692.99	0.000
		32 -0.332	0.073	712.38	0.000
		33 -0.075	-0.050	713.38	0.000
		34 0.188	0.010	719.73	0.000
		35 0.318	-0.016	738.07	0.000
		36 0.687	-0.004	824.61	0.000









































































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.410	-0.410	20.473	0.000
		2	0.022	-0.176	20.530	0.000
		3	0.138	0.095	22.891	0.000
		4	-0.290	-0.230	33.406	0.000
		5	0.120	-0.106	35.227	0.000
		6	0.107	0.111	36.686	0.000
		7	-0.240	-0.137	44.107	0.000
		8	0.285	0.107	54.635	0.000
		9	-0.109	0.042	56.192	0.000
		10	-0.080	-0.034	57.033	0.000
		11	0.283	0.195	67.702	0.000
		12	-0.436	-0.270	93.341	0.000
		13	0.180	-0.053	97.758	0.000
		14	0.013	-0.072	97.780	0.000
		15	0.018	0.225	97.824	0.000
		16	0.015	-0.110	97.856	0.000
		17	0.013	-0.025	97.879	0.000
		18	-0.098	0.028	99.255	0.000
		19	0.048	-0.132	99.583	0.000
		20	-0.173	-0.168	103.95	0.000
		21	0.136	-0.003	106.66	0.000
		22	-0.066	-0.082	107.31	0.000
		23	0.017	0.042	107.35	0.000
		24	0.075	-0.087	108.20	0.000
		25	-0.068	0.011	108.91	0.000
		26	0.025	-0.062	109.01	0.000
		27	-0.096	-0.031	110.47	0.000
		28	0.024	-0.051	110.56	0.000
		29	-0.061	-0.185	111.15	0.000
		30	-0.005	-0.111	111.16	0.000
		31	-0.043	-0.194	111.45	0.000
		32	0.214	0.085	119.03	0.000
		33	-0.146	0.023	122.59	0.000
		34	0.069	-0.052	123.40	0.000
		35	-0.058	-0.014	123.99	0.000
		36	0.111	0.188	126.14	0.000

Alicante (ALC)

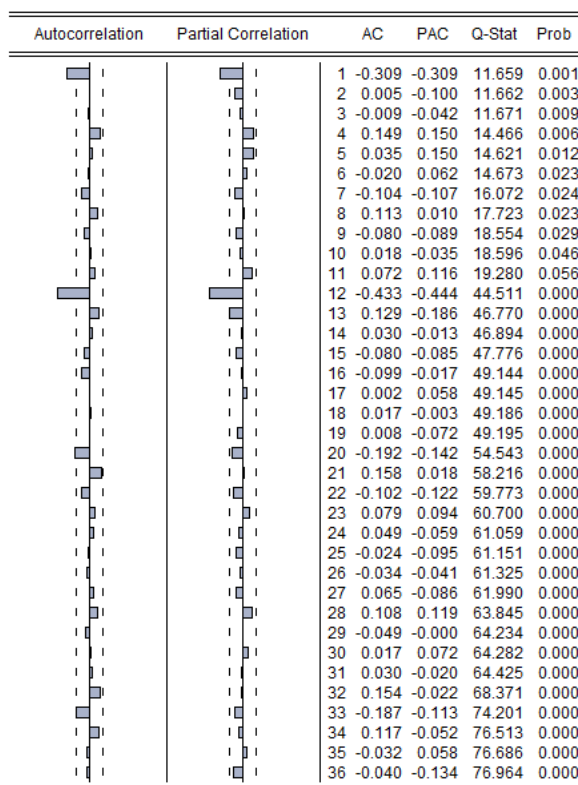
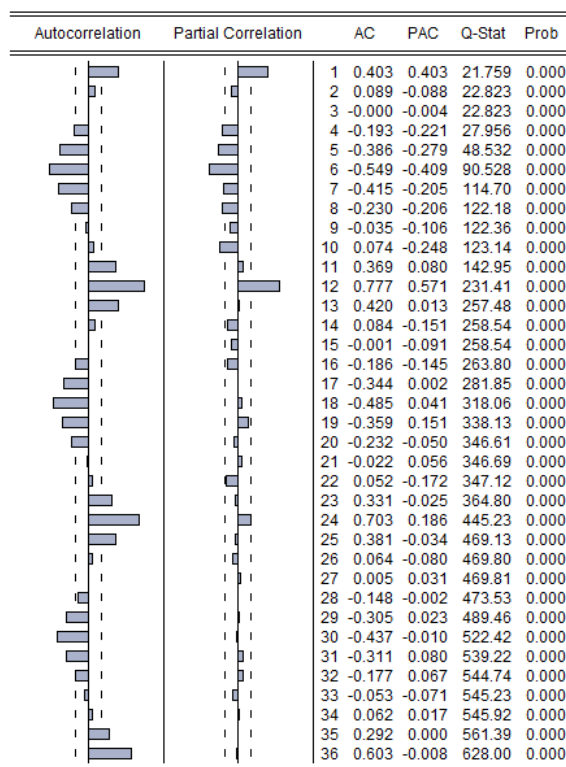


Barcelona (BCN)









































































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.485	0.485	31.563	0.000
		2	0.262	0.035	40.826	0.000
		3	-0.065	-0.268	41.409	0.000
		4	-0.342	-0.313	57.411	0.000
		5	-0.408	-0.120	80.416	0.000
		6	-0.627	-0.465	135.20	0.000
		7	-0.430	-0.115	161.20	0.000
		8	-0.359	-0.331	179.46	0.000
		9	-0.079	-0.183	180.36	0.000
		10	0.240	-0.064	188.65	0.000
		11	0.442	0.071	217.07	0.000
		12	0.832	0.603	318.40	0.000
		13	0.456	-0.162	349.16	0.000
		14	0.239	-0.149	357.68	0.000
		15	-0.061	-0.066	358.23	0.000
		16	-0.324	-0.069	374.11	0.000
		17	-0.344	0.127	392.18	0.000
		18	-0.560	0.046	440.50	0.000
		19	-0.384	0.074	463.42	0.000
		20	-0.340	-0.070	481.59	0.000
		21	-0.058	0.045	482.14	0.000
		22	0.207	-0.128	488.99	0.000
		23	0.367	-0.111	510.73	0.000
		24	0.734	0.196	598.55	0.000
		25	0.405	-0.068	625.48	0.000
		26	0.211	-0.047	632.87	0.000
		27	-0.074	-0.065	633.78	0.000
		28	-0.258	0.141	645.04	0.000
		29	-0.288	-0.070	659.24	0.000
		30	-0.487	0.001	700.10	0.000
		31	-0.342	-0.010	720.43	0.000
		32	-0.296	0.031	735.87	0.000
		33	-0.064	-0.066	736.59	0.000
		34	0.181	0.002	742.49	0.000
		35	0.310	0.001	759.98	0.000
		36	0.639	0.027	834.83	0.000

































































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.268	-0.268	8.7841	0.003
		2	-0.010	-0.088	8.7966	0.012
		3	0.056	0.032	9.1830	0.027
		4	0.109	0.145	10.680	0.030
		5	-0.118	-0.047	12.436	0.029
		6	0.006	-0.040	12.441	0.053
		7	0.005	-0.030	12.444	0.087
		8	0.224	0.240	18.940	0.015
		9	-0.162	-0.015	22.396	0.008
		10	0.001	-0.052	22.396	0.013
		11	0.290	0.271	33.628	0.000
		12	-0.457	-0.436	61.745	0.000
		13	0.140	0.056	64.423	0.000
		14	0.019	0.006	64.473	0.000
		15	0.088	0.099	65.533	0.000
		16	-0.268	-0.231	75.582	0.000
		17	0.125	0.011	77.770	0.000
		18	-0.004	0.014	77.773	0.000
		19	0.022	-0.141	77.843	0.000
		20	-0.301	-0.003	91.024	0.000
		21	0.194	-0.042	96.542	0.000
		22	-0.002	-0.001	96.543	0.000
		23	-0.130	0.031	99.064	0.000
		24	-0.003	-0.137	99.066	0.000
		25	0.032	-0.005	99.227	0.000
		26	-0.063	-0.131	99.849	0.000
		27	-0.167	-0.002	104.24	0.000
		28	0.178	0.006	109.25	0.000
		29	-0.149	-0.177	112.83	0.000
		30	-0.058	-0.073	113.37	0.000
		31	-0.094	-0.109	114.82	0.000
		32	0.218	0.034	122.69	0.000
		33	-0.141	-0.001	126.00	0.000
		34	0.013	0.063	126.03	0.000
		35	-0.109	-0.158	128.08	0.000
		36	0.177	-0.097	133.54	0.000

Bilbao (BIO)



Fuerteventura (FUE)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.083	-0.083	0.9144	0.339
		2 -0.326	-0.335	15.253	0.000
		3 -0.104	-0.190	16.713	0.001
		4 0.032	-0.138	16.854	0.002
		5 0.174	0.069	21.038	0.001
		6 -0.316	-0.391	34.990	0.000
		7 0.156	0.179	38.398	0.000
		8 0.063	-0.166	38.965	0.000
		9 -0.110	-0.076	40.690	0.000
		10 -0.315	-0.576	54.996	0.000
		11 -0.002	-0.073	54.997	0.000
		12 0.783	0.526	144.79	0.000
		13 -0.068	0.156	145.48	0.000
		14 -0.266	0.090	156.02	0.000
		15 -0.122	0.038	158.25	0.000
		16 0.025	-0.070	158.34	0.000
		17 0.133	-0.077	161.04	0.000
		18 -0.298	-0.132	174.69	0.000
		19 0.160	-0.010	178.65	0.000
		20 0.065	-0.133	179.31	0.000
		21 -0.137	-0.097	182.29	0.000
		22 -0.276	-0.132	194.49	0.000
		23 -0.015	-0.245	194.53	0.000
		24 0.693	-0.000	272.76	0.000
		25 -0.068	-0.130	273.52	0.000
		26 -0.232	-0.071	282.48	0.000
		27 -0.101	-0.068	284.18	0.000
		28 0.049	0.082	284.60	0.000
		29 0.100	-0.050	286.31	0.000
		30 -0.278	0.019	299.66	0.000
		31 0.184	0.028	305.53	0.000
		32 0.048	-0.037	305.92	0.000
		33 -0.126	-0.045	308.74	0.000
		34 -0.246	0.007	319.63	0.000
		35 0.007	-0.038	319.63	0.000
		36 0.622	0.021	390.59	0.000

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.280	-0.280	9.5784	0.002
		2 -0.057	-0.147	9.9755	0.007
		3 0.165	0.118	13.375	0.004
		4 -0.172	-0.107	17.092	0.002
		5 0.107	0.058	18.533	0.002
		6 0.057	0.070	18.941	0.004
		7 -0.121	-0.046	20.826	0.004
		8 0.183	0.128	25.178	0.001
		9 0.029	0.120	25.286	0.003
		10 -0.123	-0.042	27.300	0.002
		11 0.352	0.306	43.787	0.000
		12 -0.471	-0.378	73.592	0.000
		13 0.068	-0.062	74.222	0.000
		14 0.077	-0.142	75.028	0.000
		15 -0.113	0.041	76.791	0.000
		16 -0.072	-0.318	77.506	0.000
		17 0.016	-0.036	77.540	0.000
		18 -0.010	-0.004	77.554	0.000
		19 -0.065	-0.173	78.157	0.000
		20 0.008	0.011	78.165	0.000
		21 -0.147	-0.067	81.343	0.000
		22 0.073	-0.050	82.144	0.000
		23 -0.128	0.093	84.584	0.000
		24 -0.003	-0.178	84.586	0.000
		25 -0.103	-0.155	86.222	0.000
		26 0.019	-0.094	86.280	0.000
		27 0.012	0.149	86.304	0.000
		28 0.034	-0.152	86.488	0.000
		29 -0.009	-0.014	86.501	0.000
		30 -0.141	-0.090	89.720	0.000
		31 0.100	-0.082	91.349	0.000
		32 0.010	0.078	91.364	0.000
		33 0.091	0.140	92.762	0.000
		34 -0.082	-0.116	93.895	0.000
		35 0.010	-0.029	93.913	0.000
		36 -0.016	-0.127	93.959	0.000



Girona (GRO)







































































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.378	0.378	19.149	0.000
		2 0.207	0.075	24.937	0.000
		3 -0.002	-0.120	24.937	0.000
		4 -0.284	-0.312	36.004	0.000
		5 -0.432	-0.292	61.868	0.000
		6 -0.318	-0.029	75.949	0.000
		7 -0.465	-0.363	106.32	0.000
		8 -0.315	-0.253	120.39	0.000
		9 -0.041	-0.048	120.63	0.000
		10 0.172	0.064	124.91	0.000
		11 0.283	-0.043	136.55	0.000
		12 0.753	0.584	219.58	0.000
		13 0.357	-0.118	238.40	0.000
		14 0.186	-0.110	243.55	0.000
		15 0.002	-0.103	243.55	0.000
		16 -0.223	0.029	251.09	0.000
		17 -0.364	0.042	271.32	0.000
		18 -0.273	0.002	282.82	0.000
		19 -0.351	0.169	301.97	0.000
		20 -0.286	-0.046	314.77	0.000
		21 -0.048	-0.009	315.13	0.000
		22 0.143	-0.050	318.38	0.000
		23 0.191	-0.069	324.26	0.000
		24 0.607	0.153	384.25	0.000
		25 0.300	-0.097	399.07	0.000
		26 0.163	0.064	403.48	0.000
		27 -0.003	-0.063	403.48	0.000
		28 -0.175	0.021	408.67	0.000
		29 -0.294	0.010	423.42	0.000
		30 -0.223	-0.032	431.98	0.000
		31 -0.267	0.055	444.39	0.000
		32 -0.213	0.046	452.34	0.000
		33 -0.043	0.015	452.67	0.000
		34 0.125	-0.033	455.46	0.000
		35 0.137	0.003	458.86	0.000
		36 0.453	-0.042	496.51	0.000

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.038	-0.038	0.1744	0.676
		2 0.005	0.004	0.1778	0.915
		3 0.059	0.060	0.6165	0.893
		4 -0.113	-0.109	2.2062	0.698
		5 -0.081	-0.091	3.0378	0.694
		6 0.000	-0.008	3.0378	0.804
		7 -0.030	-0.017	3.1568	0.870
		8 0.052	0.049	3.5128	0.898
		9 -0.078	-0.095	4.3143	0.890
		10 -0.038	-0.054	4.5081	0.922
		11 0.071	0.060	5.1849	0.922
		12 -0.126	-0.107	7.3160	0.836
		13 0.124	0.115	9.4121	0.741
		14 0.049	0.026	9.7373	0.781
		15 0.036	0.060	9.9213	0.825
		16 -0.085	-0.122	10.925	0.814
		17 -0.133	-0.146	13.439	0.706
		18 -0.024	-0.004	13.519	0.760
		19 -0.125	-0.124	15.766	0.673
		20 -0.129	-0.120	18.169	0.576
		21 0.032	-0.053	18.320	0.629
		22 -0.025	-0.047	18.416	0.681
		23 -0.029	-0.031	18.541	0.728
		24 0.116	0.048	20.566	0.664
		25 0.033	0.050	20.735	0.707
		26 0.006	-0.042	20.741	0.755
		27 -0.002	-0.026	20.742	0.798
		28 0.029	0.005	20.876	0.830
		29 -0.072	-0.102	21.697	0.832
		30 -0.055	-0.032	22.185	0.847
		31 0.040	0.035	22.451	0.868
		32 0.043	0.047	22.750	0.886
		33 -0.023	-0.018	22.842	0.907
		34 0.064	0.049	23.536	0.911
		35 -0.110	-0.150	25.599	0.877
		36 0.133	0.112	28.648	0.803











































































































































Ibiza (IBZ)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.616	0.616	50.784	0.000
		2 0.304	-0.120	63.303	0.000
		3 -0.033	-0.276	63.448	0.000
		4 -0.355	-0.328	80.762	0.000
		5 -0.577	-0.303	126.82	0.000
		6 -0.788	-0.566	213.41	0.000
		7 -0.569	-0.017	258.82	0.000
		8 -0.349	-0.284	276.03	0.000
		9 -0.035	-0.187	276.21	0.000
		10 0.279	-0.198	287.45	0.000
		11 0.563	0.073	333.51	0.000
		12 0.890	0.615	449.55	0.000
		13 0.557	-0.458	495.42	0.000
		14 0.274	-0.126	506.64	0.000
		15 -0.033	0.013	506.79	0.000
		16 -0.321	0.063	522.43	0.000
		17 -0.527	0.004	564.89	0.000
		18 -0.698	0.196	639.94	0.000
		19 -0.504	-0.117	679.40	0.000
		20 -0.312	-0.075	694.72	0.000
		21 -0.033	-0.046	694.90	0.000
		22 0.255	0.079	705.33	0.000
		23 0.509	-0.015	747.20	0.000
		24 0.787	0.068	848.18	0.000
		25 0.500	-0.046	889.23	0.000
		26 0.243	-0.038	899.05	0.000
		27 -0.032	-0.024	899.23	0.000
		28 -0.291	0.031	913.54	0.000
		29 -0.475	0.029	952.14	0.000
		30 -0.616	0.001	1017.7	0.000
		31 -0.437	0.051	1050.9	0.000
		32 -0.277	-0.059	1064.5	0.000
		33 -0.032	-0.015	1064.7	0.000
		34 0.234	0.032	1074.5	0.000
		35 0.452	-0.029	1111.5	0.000
		36 0.693	0.023	1199.6	0.000

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.407	-0.407	20.174	0.000
		2	-0.037	-0.242	20.338	0.000
		3	0.082	-0.045	21.166	0.000
		4	-0.176	-0.206	25.048	0.000
		5	0.112	-0.058	26.637	0.000
		6	0.019	0.004	26.683	0.000
		7	-0.118	-0.110	28.487	0.000
		8	0.106	-0.018	29.938	0.000
		9	0.103	0.175	31.325	0.000
		10	-0.241	-0.125	38.969	0.000
		11	0.240	0.116	46.664	0.000
		12	-0.195	-0.088	51.795	0.000
		13	0.037	-0.013	51.981	0.000
		14	0.046	-0.073	52.269	0.000
		15	-0.006	0.078	52.273	0.000
		16	0.015	0.009	52.305	0.000
		17	0.001	-0.000	52.306	0.000
		18	0.009	0.057	52.316	0.000
		19	-0.111	-0.097	54.093	0.000
		20	0.031	-0.140	54.233	0.000
		21	-0.002	0.004	54.233	0.000
		22	-0.039	-0.152	54.459	0.000
		23	0.002	-0.112	54.459	0.000
		24	0.055	-0.044	54.917	0.000
		25	0.045	0.112	55.225	0.000
		26	-0.038	-0.031	55.444	0.001
		27	-0.103	-0.114	57.097	0.001
		28	0.056	0.021	57.591	0.001
		29	0.013	-0.043	57.617	0.001
		30	-0.046	-0.076	57.960	0.002
		31	-0.007	-0.090	57.967	0.002
		32	0.098	0.056	59.558	0.002
		33	-0.112	-0.117	61.665	0.002
		34	0.041	-0.068	61.953	0.002
		35	-0.070	-0.104	62.794	0.003
		36	0.018	-0.070	62.851	0.004









































































Gran Canaria (LPA)







































































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.081	-0.081	0.8867	0.346
		2 -0.404	-0.414	22.964	0.000
		3 0.030	-0.060	23.090	0.000
		4 0.262	0.112	32.525	0.000
		5 0.032	0.086	32.668	0.000
		6 -0.615	-0.567	85.380	0.000
		7 0.009	-0.139	85.391	0.000
		8 0.281	-0.227	96.610	0.000
		9 -0.010	-0.057	96.624	0.000
		10 -0.376	-0.484	116.96	0.000
		11 -0.002	-0.253	116.96	0.000
		12 0.770	0.401	203.76	0.000
		13 -0.021	0.194	203.82	0.000
		14 -0.366	0.071	223.81	0.000
		15 0.024	0.023	223.90	0.000
		16 0.237	-0.153	232.43	0.000
		17 0.043	0.012	232.72	0.000
		18 -0.570	-0.108	282.83	0.000
		19 0.021	0.136	282.90	0.000
		20 0.264	-0.083	293.83	0.000
		21 -0.023	0.110	293.92	0.000
		22 -0.355	-0.207	314.03	0.000
		23 0.012	-0.014	314.05	0.000
		24 0.706	0.065	395.11	0.000
		25 -0.054	0.016	395.59	0.000
		26 -0.331	-0.069	413.75	0.000
		27 0.027	0.016	413.87	0.000
		28 0.232	-0.121	422.94	0.000
		29 0.018	-0.039	422.99	0.000
		30 -0.516	-0.098	468.85	0.000
		31 0.033	0.062	469.04	0.000
		32 0.248	-0.156	479.83	0.000
		33 -0.055	0.003	480.37	0.000
		34 -0.279	-0.037	494.32	0.000
		35 0.004	-0.017	494.32	0.000
		36 0.638	-0.007	569.02	0.000

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.456	-0.456	25.376	0.000
		2 -0.012	-0.278	25.393	0.000
		3 0.135	0.002	27.665	0.000
		4 -0.096	-0.027	28.827	0.000
		5 0.067	0.051	29.401	0.000
		6 0.069	0.143	30.015	0.000
		7 -0.162	-0.057	33.370	0.000
		8 0.153	0.059	36.417	0.000
		9 -0.092	-0.044	37.529	0.000
		10 -0.006	-0.041	37.534	0.000
		11 0.268	0.288	47.120	0.000
		12 -0.533	-0.385	85.359	0.000
		13 0.241	-0.190	93.250	0.000
		14 0.026	-0.123	93.345	0.000
		15 -0.076	0.027	94.143	0.000
		16 -0.026	-0.115	94.240	0.000
		17 0.092	0.086	95.440	0.000
		18 -0.084	0.143	96.457	0.000
		19 0.040	-0.070	96.684	0.000
		20 -0.122	-0.149	98.862	0.000
		21 0.084	-0.086	99.890	0.000
		22 -0.096	-0.204	101.25	0.000
		23 0.047	0.155	101.59	0.000
		24 0.053	-0.132	102.01	0.000
		25 -0.093	-0.109	103.34	0.000
		26 -0.003	-0.125	103.34	0.000
		27 0.033	-0.002	103.51	0.000
		28 0.039	-0.019	103.75	0.000
		29 -0.072	0.046	104.57	0.000
		30 -0.034	-0.002	104.76	0.000
		31 0.030	-0.120	104.91	0.000
		32 0.099	-0.067	106.53	0.000
		33 -0.047	0.091	106.90	0.000
		34 0.025	-0.153	107.01	0.000
		35 -0.125	-0.107	109.71	0.000
		36 0.139	0.014	113.05	0.000



Madrid (MAD)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.162	0.162	3.5388	0.060
		2	0.093	0.069	4.7144	0.095
		3	0.098	0.075	6.0244	0.110
		4	-0.251	-0.294	14.665	0.005
		5	-0.262	-0.216	24.132	0.000
		6	-0.478	-0.452	55.957	0.000
		7	-0.281	-0.185	67.089	0.000
		8	-0.258	-0.336	76.486	0.000
		9	0.086	0.122	77.544	0.000
		10	0.073	-0.250	78.309	0.000
		11	0.174	-0.059	82.714	0.000
		12	0.797	0.617	175.78	0.000
		13	0.212	0.144	182.40	0.000
		14	0.077	-0.140	183.29	0.000
		15	0.086	-0.054	184.40	0.000
		16	-0.251	-0.141	193.94	0.000
		17	-0.228	0.061	201.92	0.000
		18	-0.432	0.018	230.64	0.000
		19	-0.258	0.153	240.98	0.000
		20	-0.251	-0.078	250.87	0.000
		21	0.092	0.079	252.22	0.000
		22	0.048	-0.174	252.60	0.000
		23	0.135	-0.092	255.55	0.000
		24	0.726	0.146	341.36	0.000
		25	0.183	0.007	346.85	0.000
		26	0.083	-0.052	347.99	0.000
		27	0.054	-0.051	348.49	0.000
		28	-0.186	0.078	354.32	0.000
		29	-0.189	0.098	360.41	0.000
		30	-0.395	-0.053	387.33	0.000
		31	-0.230	0.027	396.58	0.000
		32	-0.191	0.090	402.98	0.000
		33	0.043	-0.095	403.30	0.000
		34	0.058	0.023	403.90	0.000
		35	0.108	0.038	406.02	0.000
		36	0.642	0.089	481.60	0.000

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.403	-0.403	19.842	0.000
		2	0.129	-0.040	21.885	0.000
		3	0.017	0.065	21.919	0.000
		4	0.109	0.173	23.420	0.000
		5	0.023	0.152	23.487	0.000
		6	0.004	0.059	23.490	0.001
		7	-0.066	-0.103	24.049	0.001
		8	0.137	0.038	26.470	0.001
		9	-0.121	-0.077	28.397	0.001
		10	-0.018	-0.124	28.439	0.002
		11	0.252	0.276	36.876	0.000
		12	-0.537	-0.452	75.617	0.000
		13	0.297	-0.068	87.638	0.000
		14	-0.132	0.001	90.041	0.000
		15	0.120	0.138	92.046	0.000
		16	-0.227	-0.098	99.256	0.000
		17	0.056	-0.005	99.700	0.000
		18	0.019	0.066	99.751	0.000
		19	0.032	-0.077	99.900	0.000
		20	-0.213	-0.061	106.48	0.000
		21	0.182	0.030	111.35	0.000
		22	-0.117	-0.112	113.38	0.000
		23	-0.045	0.037	113.68	0.000
		24	0.090	-0.151	114.90	0.000
		25	-0.064	0.066	115.52	0.000
		26	-0.014	-0.138	115.55	0.000
		27	-0.109	0.013	117.42	0.000
		28	0.211	0.102	124.48	0.000
		29	-0.095	-0.019	125.93	0.000
		30	-0.011	0.065	125.95	0.000
		31	-0.066	-0.083	126.67	0.000
		32	0.220	0.058	134.69	0.000
		33	-0.242	-0.171	144.52	0.000
		34	0.126	-0.037	147.22	0.000
		35	-0.091	-0.026	148.62	0.000
		36	0.133	-0.030	151.68	0.000









































































Menorca (MAH)









































































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.618	0.618	51.183	0.000
		2 0.317	-0.105	64.746	0.000
		3 -0.032	-0.300	64.884	0.000
		4 -0.385	-0.378	85.223	0.000
		5 -0.563	-0.211	129.01	0.000
		6 -0.786	-0.584	215.09	0.000
		7 -0.550	0.063	257.61	0.000
		8 -0.369	-0.412	276.91	0.000
		9 -0.037	-0.050	277.11	0.000
		10 0.289	-0.325	289.14	0.000
		11 0.566	0.356	335.71	0.000
		12 0.876	0.401	447.96	0.000
		13 0.555	-0.333	493.51	0.000
		14 0.284	-0.212	505.50	0.000
		15 -0.027	0.109	505.61	0.000
		16 -0.345	0.010	523.67	0.000
		17 -0.511	0.069	563.60	0.000
		18 -0.689	0.096	636.72	0.000
		19 -0.487	-0.063	673.68	0.000
		20 -0.330	-0.121	690.78	0.000
		21 -0.039	0.036	691.01	0.000
		22 0.265	0.057	702.25	0.000
		23 0.510	-0.012	744.14	0.000
		24 0.766	0.033	839.56	0.000
		25 0.494	-0.035	879.69	0.000
		26 0.251	-0.044	890.16	0.000
		27 -0.026	-0.020	890.28	0.000
		28 -0.309	0.066	906.43	0.000
		29 -0.450	0.057	940.98	0.000
		30 -0.601	-0.045	1003.3	0.000
		31 -0.428	-0.007	1035.2	0.000
		32 -0.294	-0.015	1050.5	0.000
		33 -0.037	0.027	1050.7	0.000
		34 0.241	0.012	1061.2	0.000
		35 0.447	-0.010	1097.5	0.000
		36 0.666	-0.001	1178.9	0.000

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.442	-0.442	23.814	0.000
		2 -0.009	-0.253	23.823	0.000
		3 0.044	-0.096	24.064	0.000
		4 -0.069	-0.119	24.658	0.000
		5 0.055	-0.033	25.043	0.000
		6 -0.065	-0.087	25.585	0.000
		7 -0.078	-0.195	26.372	0.000
		8 0.083	-0.104	27.260	0.001
		9 0.034	0.004	27.410	0.001
		10 -0.156	-0.187	30.627	0.001
		11 0.280	0.154	41.071	0.000
		12 -0.222	-0.065	47.713	0.000
		13 0.066	-0.044	48.309	0.000
		14 0.030	-0.020	48.429	0.000
		15 0.007	0.082	48.436	0.000
		16 0.009	0.045	48.446	0.000
		17 -0.027	0.040	48.553	0.000
		18 -0.027	0.011	48.660	0.000
		19 -0.023	-0.090	48.733	0.000
		20 -0.013	-0.127	48.758	0.000
		21 -0.039	-0.081	48.985	0.001
		22 0.058	-0.113	49.485	0.001
		23 0.013	0.020	49.510	0.001
		24 -0.025	-0.060	49.602	0.002
		25 0.118	0.100	51.753	0.001
		26 -0.124	-0.092	54.135	0.001
		27 -0.047	-0.178	54.480	0.001
		28 0.044	-0.146	54.791	0.002
		29 0.011	-0.054	54.809	0.003
		30 -0.040	-0.092	55.071	0.003
		31 -0.027	-0.138	55.194	0.005
		32 0.125	0.057	57.793	0.003
		33 -0.039	0.002	58.048	0.005
		34 -0.044	-0.123	58.379	0.006
		35 -0.057	-0.143	58.938	0.007
		36 0.148	-0.025	62.753	0.004









































































































































Murcia (MJV)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.434	0.434	25.232	0.000
		2	0.191	0.004	30.175	0.000
		3	-0.050	-0.166	30.518	0.000
		4	-0.340	-0.330	46.371	0.000
		5	-0.441	-0.227	73.273	0.000
		6	-0.338	-0.039	89.167	0.000
		7	-0.468	-0.428	119.95	0.000
		8	-0.352	-0.352	137.50	0.000
		9	-0.056	-0.110	137.94	0.000
		10	0.174	-0.020	142.28	0.000
		11	0.371	-0.054	162.26	0.000
		12	0.832	0.665	263.69	0.000
		13	0.399	-0.212	287.18	0.000
		14	0.185	-0.062	292.29	0.000
		15	-0.040	-0.067	292.53	0.000
		16	-0.302	0.015	306.38	0.000
		17	-0.408	-0.046	331.79	0.000
		18	-0.295	0.072	345.24	0.000
		19	-0.393	0.169	369.27	0.000
		20	-0.323	-0.073	385.65	0.000
		21	-0.061	-0.060	386.24	0.000
		22	0.143	-0.043	389.50	0.000
		23	0.319	0.027	405.88	0.000
		24	0.732	0.105	493.10	0.000
		25	0.340	-0.163	512.07	0.000
		26	0.166	0.067	516.61	0.000
		27	-0.035	-0.013	516.82	0.000
		28	-0.260	0.000	528.23	0.000
		29	-0.349	0.013	549.03	0.000
		30	-0.262	-0.038	560.90	0.000
		31	-0.323	0.117	579.04	0.000
		32	-0.248	0.088	589.89	0.000
		33	-0.052	-0.063	590.36	0.000
		34	0.124	0.011	593.13	0.000
		35	0.244	-0.077	603.92	0.000
		36	0.603	-0.017	670.58	0.000

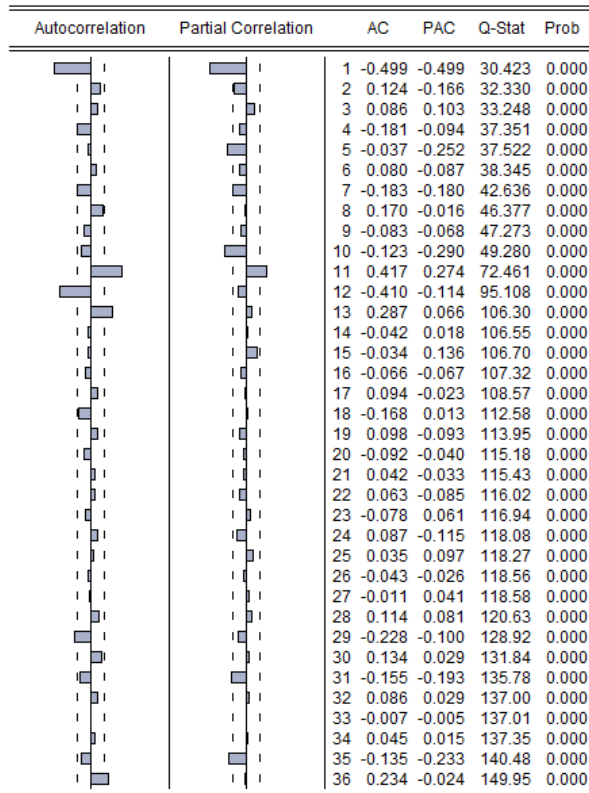
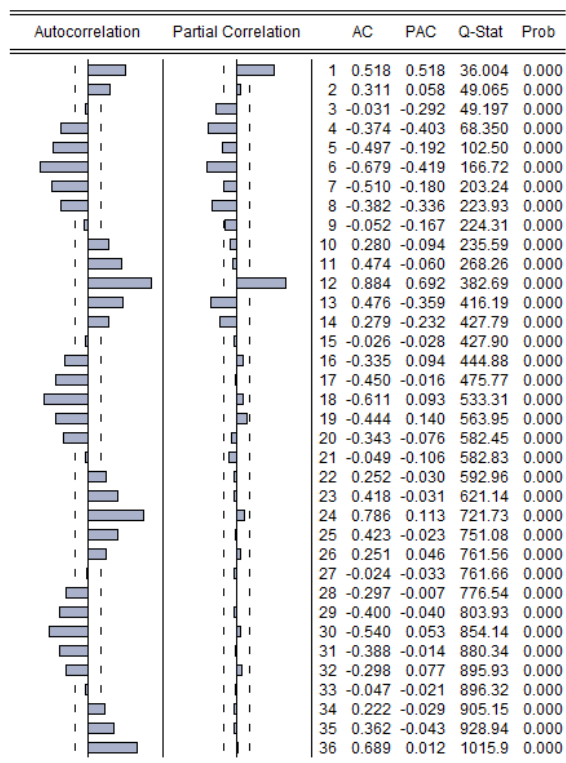
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.019	0.019	0.0450	0.832
		2	-0.046	-0.047	0.3097	0.857
		3	-0.094	-0.092	1.3968	0.706
		4	-0.206	-0.208	6.7355	0.151
		5	-0.059	-0.069	7.1790	0.208
		6	-0.096	-0.135	8.3656	0.213
		7	-0.053	-0.112	8.7260	0.273
		8	0.091	0.014	9.7922	0.280
		9	0.093	0.035	10.931	0.280
		10	0.062	0.005	11.432	0.325
		11	0.033	0.010	11.576	0.396
		12	-0.264	-0.264	20.945	0.051
		13	0.112	0.143	22.643	0.046
		14	0.015	0.012	22.674	0.066
		15	0.005	0.010	22.678	0.091
		16	0.002	-0.065	22.679	0.123
		17	-0.105	-0.091	24.228	0.113
		18	0.065	0.030	24.839	0.129
		19	-0.090	-0.143	26.005	0.130
		20	-0.099	-0.105	27.428	0.124
		21	-0.004	-0.041	27.430	0.157
		22	-0.036	-0.100	27.619	0.189
		23	0.147	0.077	30.847	0.127
		24	0.178	0.035	35.646	0.059
		25	0.006	0.061	35.652	0.077
		26	0.059	0.059	36.182	0.088
		27	0.024	0.098	36.269	0.110
		28	-0.115	-0.044	38.365	0.092
		29	0.018	0.078	38.420	0.113
		30	-0.138	-0.007	41.496	0.079
		31	-0.006	-0.018	41.502	0.099
		32	0.131	0.105	44.359	0.072
		33	-0.077	-0.109	45.340	0.075
		34	0.107	0.060	47.296	0.064
		35	-0.164	-0.179	51.930	0.033
		36	-0.020	-0.009	52.003	0.041

Asturias (OVD)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.268	0.268	9.6543	0.002
		2 -0.007	-0.085	9.6601	0.008
		3 -0.036	-0.012	9.8363	0.020
		4 -0.132	-0.129	12.227	0.016
		5 -0.287	-0.240	23.582	0.000
		6 -0.356	-0.269	41.263	0.000
		7 -0.325	-0.273	56.071	0.000
		8 -0.121	-0.118	58.141	0.000
		9 0.020	-0.100	58.198	0.000
		10 0.002	-0.223	58.198	0.000
		11 0.207	-0.012	64.423	0.000
		12 0.671	0.528	130.42	0.000
		13 0.276	-0.030	141.65	0.000
		14 -0.015	-0.090	141.69	0.000
		15 -0.021	0.054	141.75	0.000
		16 -0.073	0.071	142.56	0.000
		17 -0.235	-0.041	151.00	0.000
		18 -0.285	0.051	163.56	0.000
		19 -0.359	-0.116	183.60	0.000
		20 -0.168	-0.104	188.03	0.000
		21 0.044	0.010	188.35	0.000
		22 0.019	-0.025	188.41	0.000
		23 0.255	0.166	198.93	0.000
		24 0.595	0.200	256.51	0.000
		25 0.303	0.045	271.59	0.000
		26 -0.011	-0.032	271.61	0.000
		27 -0.054	-0.015	272.09	0.000
		28 -0.068	0.051	272.87	0.000
		29 -0.212	0.022	280.57	0.000
		30 -0.318	-0.093	298.03	0.000
		31 -0.324	0.067	316.33	0.000
		32 -0.155	0.020	320.55	0.000
		33 0.083	0.035	321.79	0.000
		34 0.035	-0.007	322.01	0.000
		35 0.169	-0.075	327.16	0.000
		36 0.497	0.040	372.44	0.000









































































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.016	-0.016	0.0307	0.861
		2 0.064	0.063	0.5269	0.768
		3 -0.081	-0.079	1.3335	0.721
		4 -0.116	-0.123	3.0168	0.555
		5 0.023	0.031	3.0852	0.687
		6 -0.073	-0.064	3.7592	0.709
		7 0.054	0.030	4.1406	0.763
		8 0.067	0.070	4.7231	0.787
		9 -0.106	-0.119	6.1987	0.720
		10 -0.052	-0.077	6.5622	0.766
		11 -0.081	-0.044	7.4336	0.763
		12 -0.425	-0.455	31.693	0.002
		13 -0.051	-0.132	32.046	0.002
		14 -0.060	-0.051	32.545	0.003
		15 0.134	-0.004	35.024	0.002
		16 0.122	0.036	37.088	0.002
		17 -0.002	0.006	37.088	0.003
		18 0.148	0.093	40.195	0.002
		19 -0.132	-0.089	42.713	0.001
		20 -0.016	-0.019	42.750	0.002
		21 0.094	0.033	44.061	0.002
		22 -0.017	-0.109	44.104	0.003
		23 0.132	0.004	46.731	0.002
		24 -0.021	-0.222	46.800	0.004
		25 0.060	-0.061	47.354	0.004
		26 0.002	-0.035	47.355	0.006
		27 -0.176	-0.124	52.216	0.002
		28 -0.005	0.027	52.220	0.004
		29 -0.024	0.025	52.313	0.005
		30 -0.080	-0.033	53.344	0.005
		31 0.097	-0.001	54.883	0.005
		32 0.047	0.082	55.254	0.007
		33 0.067	0.072	56.010	0.007
		34 -0.096	-0.172	57.565	0.007
		35 -0.024	0.065	57.660	0.009
		36 0.013	-0.157	57.689	0.012









































































Palma de Mallorca (PMI)





Reus (REU)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.222	0.222	6.5774	0.010
		2	0.160	0.117	10.054	0.007
		3	-0.062	-0.127	10.576	0.014
		4	-0.361	-0.371	28.407	0.000
		5	-0.262	-0.126	37.867	0.000
		6	-0.300	-0.152	50.412	0.000
		7	-0.244	-0.207	58.783	0.000
		8	-0.189	-0.300	63.848	0.000
		9	-0.004	-0.122	63.851	0.000
		10	0.084	-0.135	64.878	0.000
		11	0.235	-0.061	72.912	0.000
		12	0.441	0.192	101.35	0.000
		13	0.241	0.020	109.92	0.000
		14	0.082	-0.155	110.91	0.000
		15	0.027	0.057	111.02	0.000
		16	-0.176	0.078	115.71	0.000
		17	-0.210	-0.034	122.44	0.000
		18	-0.286	-0.181	135.05	0.000
		19	-0.215	-0.004	142.24	0.000
		20	-0.166	-0.047	146.54	0.000
		21	-0.023	-0.094	146.63	0.000
		22	0.098	-0.080	148.16	0.000
		23	0.196	-0.010	154.35	0.000
		24	0.393	0.126	179.45	0.000
		25	0.275	0.087	191.88	0.000
		26	0.068	-0.104	192.65	0.000
		27	0.046	0.046	193.00	0.000
		28	-0.157	0.058	197.19	0.000
		29	-0.230	0.001	206.26	0.000
		30	-0.264	-0.087	218.26	0.000
		31	-0.206	0.033	225.67	0.000
		32	-0.162	-0.043	230.31	0.000
		33	-0.004	-0.004	230.31	0.000
		34	0.071	-0.057	231.22	0.000
		35	0.197	0.038	238.29	0.000
		36	0.311	-0.014	256.00	0.000









































































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.075	-0.075	0.6894	0.406
		2	0.135	0.130	2.9198	0.232
		3	-0.146	-0.131	5.5811	0.134
		4	-0.337	-0.386	19.840	0.001
		5	-0.054	-0.087	20.205	0.001
		6	0.017	0.109	20.240	0.003
		7	0.018	-0.065	20.281	0.005
		8	0.156	-0.028	23.421	0.003
		9	0.081	0.096	24.285	0.004
		10	-0.088	-0.081	25.300	0.005
		11	0.055	0.020	25.703	0.007
		12	-0.479	-0.457	56.638	0.000
		13	-0.006	-0.106	56.643	0.000
		14	-0.065	0.044	57.228	0.000
		15	0.061	-0.063	57.743	0.000
		16	0.157	-0.250	61.190	0.000
		17	0.062	-0.072	61.732	0.000
		18	-0.022	0.032	61.800	0.000
		19	0.008	-0.051	61.808	0.000
		20	0.024	0.015	61.890	0.000
		21	-0.033	0.025	62.049	0.000
		22	0.047	-0.038	62.381	0.000
		23	-0.039	-0.008	62.606	0.000
		24	0.019	-0.252	62.661	0.000
		25	0.071	0.020	63.442	0.000
		26	-0.027	-0.019	63.557	0.000
		27	0.034	-0.059	63.734	0.000
		28	-0.031	-0.148	63.887	0.000
		29	-0.031	-0.001	64.036	0.000
		30	0.012	0.014	64.059	0.000
		31	0.006	-0.038	64.065	0.000
		32	-0.008	0.039	64.074	0.001
		33	0.029	0.073	64.211	0.001
		34	-0.038	-0.038	64.450	0.001
		35	0.005	-0.032	64.453	0.002
		36	-0.063	-0.240	65.135	0.002









































































Santiago (SCQ)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.145	0.145	2.8084	0.094
		2 -0.059	-0.081	3.2738	0.195
		3 -0.051	-0.031	3.6245	0.305
		4 -0.029	-0.021	3.7368	0.443
		5 -0.196	-0.200	9.0750	0.106
		6 -0.463	-0.438	38.919	0.000
		7 -0.261	-0.260	48.462	0.000
		8 -0.040	-0.165	48.684	0.000
		9 -0.011	-0.198	48.701	0.000
		10 -0.050	-0.293	49.058	0.000
		11 0.172	-0.173	53.367	0.000
		12 0.694	0.489	123.91	0.000
		13 0.230	0.113	131.71	0.000
		14 -0.066	-0.075	132.36	0.000
		15 -0.019	0.052	132.42	0.000
		16 -0.036	-0.042	132.62	0.000
		17 -0.150	-0.016	136.06	0.000
		18 -0.440	-0.069	165.86	0.000
		19 -0.190	0.172	171.48	0.000
		20 -0.065	-0.012	172.16	0.000
		21 0.012	0.014	172.18	0.000
		22 -0.033	0.019	172.35	0.000
		23 0.113	-0.108	174.41	0.000
		24 0.645	0.261	242.13	0.000
		25 0.169	-0.086	246.81	0.000
		26 -0.025	0.071	246.91	0.000
		27 -0.077	-0.092	247.92	0.000
		28 -0.007	0.013	247.92	0.000
		29 -0.165	-0.103	252.55	0.000
		30 -0.358	0.029	274.70	0.000
		31 -0.185	0.052	280.66	0.000
		32 -0.037	-0.017	280.90	0.000
		33 -0.030	-0.105	281.06	0.000
		34 0.001	-0.028	281.06	0.000
		35 0.081	-0.104	282.25	0.000
		36 0.607	0.152	349.88	0.000









































































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.370	-0.370	16.705	0.000
		2 0.036	-0.117	16.861	0.000
		3 -0.174	-0.238	20.605	0.000
		4 0.050	-0.133	20.924	0.000
		5 0.079	0.028	21.711	0.001
		6 0.136	0.189	24.072	0.001
		7 -0.198	-0.068	29.113	0.000
		8 0.067	0.018	29.695	0.000
		9 -0.043	0.024	29.936	0.000
		10 0.002	-0.078	29.936	0.001
		11 0.204	0.195	35.476	0.000
		12 -0.482	-0.444	66.682	0.000
		13 0.283	0.020	77.529	0.000
		14 -0.118	-0.090	79.432	0.000
		15 0.223	0.119	86.290	0.000
		16 -0.145	-0.036	89.233	0.000
		17 0.109	0.170	90.900	0.000
		18 -0.180	0.101	95.509	0.000
		19 0.094	-0.177	96.781	0.000
		20 -0.117	-0.068	98.781	0.000
		21 0.204	-0.000	104.92	0.000
		22 -0.087	-0.008	106.05	0.000
		23 0.056	0.160	106.52	0.000
		24 -0.067	-0.218	107.20	0.000
		25 -0.120	-0.039	109.40	0.000
		26 0.142	-0.021	112.50	0.000
		27 -0.144	-0.090	115.77	0.000
		28 0.197	0.068	121.92	0.000
		29 -0.151	0.007	125.57	0.000
		30 0.027	-0.016	125.69	0.000
		31 -0.019	-0.059	125.75	0.000
		32 0.066	-0.114	126.48	0.000
		33 -0.202	-0.102	133.31	0.000
		34 0.184	-0.050	139.06	0.000
		35 -0.224	-0.054	147.69	0.000
		36 0.237	-0.037	157.45	0.000









































































Sevilla (SVQ)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.124	0.124	2.0668	0.151
		2 0.024	0.008	2.1414	0.343
		3 -0.190	-0.197	7.0467	0.070
		4 -0.236	-0.199	14.661	0.005
		5 0.071	0.140	15.358	0.009
		6 -0.311	-0.393	28.820	0.000
		7 0.056	0.080	29.258	0.000
		8 -0.255	-0.353	38.457	0.000
		9 -0.207	-0.289	44.573	0.000
		10 0.019	-0.141	44.627	0.000
		11 0.093	0.048	45.875	0.000
		12 0.800	0.662	139.51	0.000
		13 0.146	0.036	142.67	0.000
		14 0.032	-0.036	142.83	0.000
		15 -0.170	-0.037	147.17	0.000
		16 -0.214	-0.018	154.09	0.000
		17 0.048	-0.109	154.45	0.000
		18 -0.290	-0.035	167.38	0.000
		19 0.057	0.048	167.87	0.000
		20 -0.231	0.022	176.26	0.000
		21 -0.196	0.015	182.35	0.000
		22 0.018	0.017	182.40	0.000
		23 0.069	-0.027	183.18	0.000
		24 0.697	0.118	262.36	0.000
		25 0.129	-0.091	265.08	0.000
		26 0.056	0.020	265.60	0.000
		27 -0.164	-0.060	270.10	0.000
		28 -0.190	0.029	276.21	0.000
		29 0.045	-0.016	276.56	0.000
		30 -0.276	-0.004	289.68	0.000
		31 0.047	-0.037	290.07	0.000
		32 -0.206	0.036	297.51	0.000
		33 -0.174	-0.008	302.88	0.000
		34 0.027	0.035	303.01	0.000
		35 0.062	0.007	303.71	0.000
		36 0.621	0.066	374.51	0.000

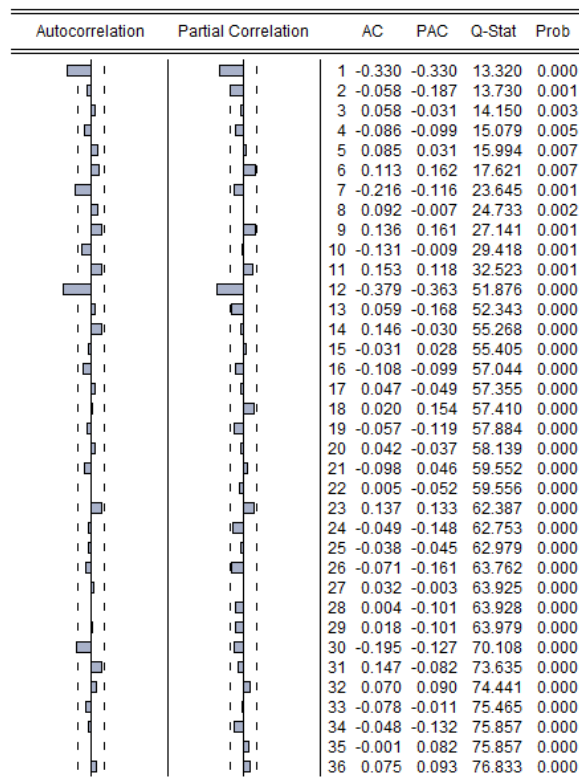
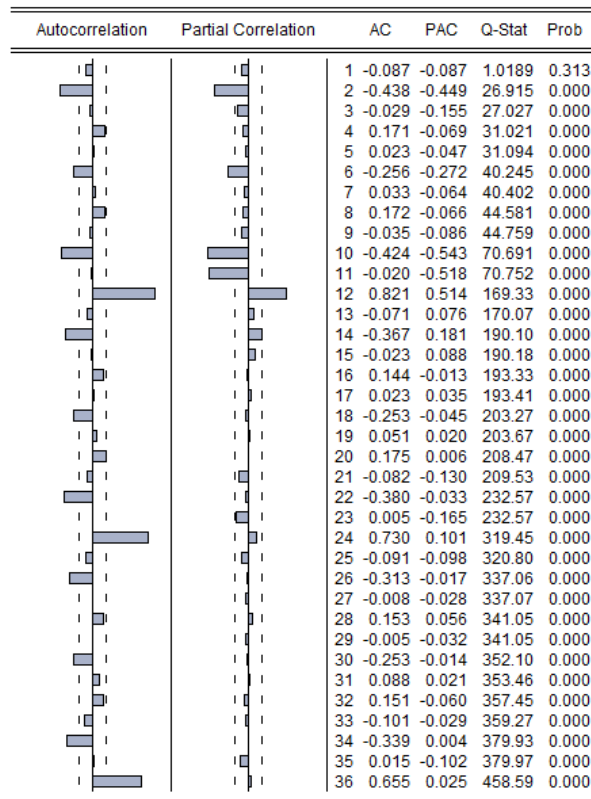
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.179	-0.179	3.8991	0.048
		2 0.030	-0.002	4.0074	0.135
		3 0.067	0.074	4.5681	0.206
		4 0.062	0.090	5.0425	0.283
		5 0.002	0.027	5.0429	0.411
		6 0.032	0.029	5.1701	0.522
		7 0.014	0.013	5.1970	0.636
		8 0.046	0.044	5.4725	0.706
		9 -0.068	-0.062	6.0757	0.732
		10 -0.059	-0.097	6.5408	0.768
		11 0.141	0.111	9.1807	0.605
		12 -0.397	-0.371	30.348	0.002
		13 0.123	0.019	32.420	0.002
		14 -0.147	-0.155	35.380	0.001
		15 0.063	0.082	35.923	0.002
		16 -0.060	0.002	36.433	0.003
		17 -0.066	-0.059	37.055	0.003
		18 0.049	0.096	37.401	0.005
		19 0.032	0.040	37.544	0.007
		20 -0.054	0.043	37.967	0.009
		21 -0.026	-0.089	38.068	0.013
		22 -0.023	-0.104	38.147	0.018
		23 0.003	0.063	38.148	0.025
		24 -0.056	-0.286	38.630	0.030
		25 -0.077	-0.006	39.534	0.033
		26 0.104	-0.093	41.210	0.030
		27 -0.117	-0.022	43.341	0.024
		28 0.025	0.042	43.442	0.032
		29 -0.013	-0.078	43.468	0.041
		30 -0.148	-0.085	47.021	0.025
		31 0.021	-0.008	47.092	0.032
		32 -0.018	0.008	47.143	0.041
		33 -0.014	-0.029	47.176	0.052
		34 0.051	-0.036	47.617	0.061
		35 -0.041	0.051	47.905	0.072
		36 0.087	-0.048	49.229	0.070

Tenerife Norte (TFN)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.207	-0.207	5.7205	0.017
		2 -0.047	-0.094	6.0187	0.049
		3 -0.011	-0.043	6.0345	0.110
		4 0.027	0.012	6.1360	0.189
		5 0.051	0.060	6.4939	0.261
		6 -0.547	-0.550	48.168	0.000
		7 0.008	-0.320	48.178	0.000
		8 0.029	-0.199	48.301	0.000
		9 0.033	-0.101	48.459	0.000
		10 -0.039	-0.114	48.674	0.000
		11 -0.111	-0.307	50.463	0.000
		12 0.691	0.439	120.43	0.000
		13 -0.080	0.175	121.37	0.000
		14 -0.078	-0.025	122.27	0.000
		15 0.041	0.151	122.53	0.000
		16 -0.003	0.072	122.53	0.000
		17 0.076	0.101	123.40	0.000
		18 -0.505	0.021	162.78	0.000
		19 -0.011	0.035	162.80	0.000
		20 0.043	0.027	163.09	0.000
		21 0.003	-0.039	163.09	0.000
		22 -0.030	-0.048	163.23	0.000
		23 -0.134	-0.187	166.13	0.000
		24 0.653	0.176	235.60	0.000
		25 -0.100	-0.065	237.23	0.000
		26 -0.004	0.082	237.24	0.000
		27 -0.016	-0.047	237.28	0.000
		28 0.024	-0.007	237.38	0.000
		29 0.075	-0.012	238.35	0.000
		30 -0.497	-0.097	281.02	0.000
		31 0.001	-0.002	281.02	0.000
		32 0.069	0.117	281.87	0.000
		33 -0.023	-0.020	281.96	0.000
		34 -0.007	0.058	281.97	0.000
		35 -0.159	-0.103	286.53	0.000
		36 0.585	0.016	349.21	0.000

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.457	-0.457	25.500	0.000
		2 0.102	-0.136	26.775	0.000
		3 -0.132	-0.182	28.953	0.000
		4 0.054	-0.104	29.314	0.000
		5 -0.000	-0.036	29.314	0.000
		6 0.069	0.062	29.922	0.000
		7 -0.102	-0.049	31.250	0.000
		8 -0.002	-0.085	31.251	0.000
		9 0.020	-0.021	31.305	0.000
		10 0.017	-0.000	31.345	0.001
		11 0.258	0.351	40.250	0.000
		12 -0.465	-0.259	69.384	0.000
		13 0.232	-0.081	76.714	0.000
		14 -0.197	-0.182	82.055	0.000
		15 0.159	-0.097	85.543	0.000
		16 -0.055	-0.052	85.965	0.000
		17 -0.021	-0.141	86.027	0.000
		18 0.113	0.248	87.856	0.000
		19 -0.077	-0.014	88.720	0.000
		20 -0.048	-0.146	89.054	0.000
		21 0.070	-0.055	89.770	0.000
		22 -0.043	-0.073	90.042	0.000
		23 -0.005	0.227	90.047	0.000
		24 0.019	-0.188	90.099	0.000
		25 -0.099	-0.063	91.603	0.000
		26 0.175	0.025	96.318	0.000
		27 -0.145	-0.164	99.597	0.000
		28 0.113	0.033	101.63	0.000
		29 0.092	0.101	102.98	0.000
		30 -0.312	-0.062	118.76	0.000
		31 0.164	-0.063	123.15	0.000
		32 0.114	0.141	125.31	0.000
		33 -0.147	-0.107	128.94	0.000
		34 0.074	-0.082	129.85	0.000
		35 -0.126	-0.051	132.58	0.000
		36 0.049	-0.164	133.01	0.000

Tenerife Sur (TFS)

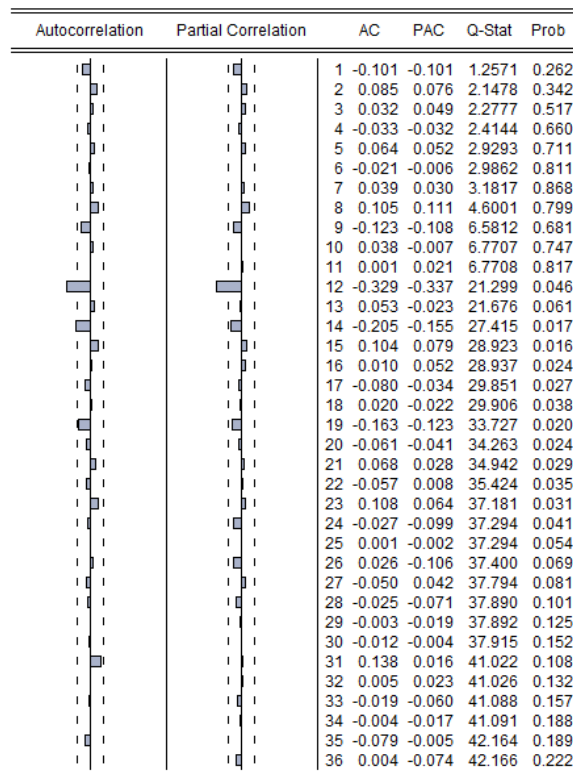
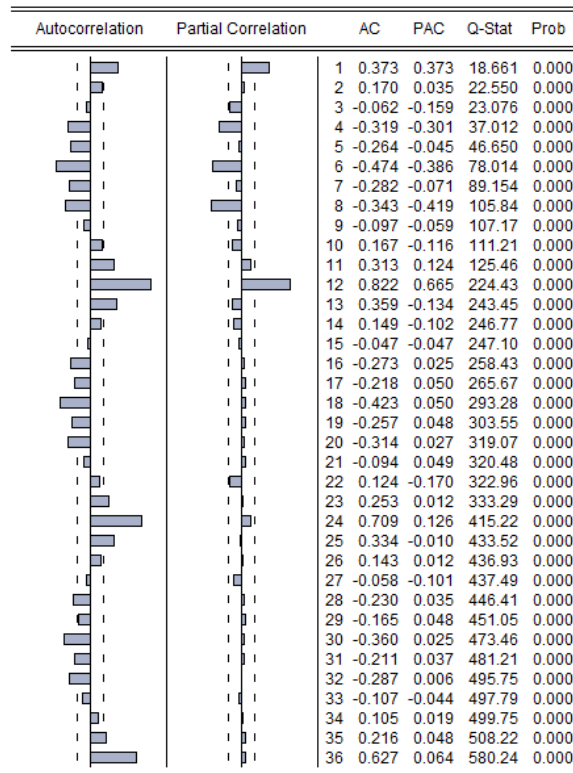


Valencia (VLC)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.336	0.336	15.126	0.000
		2 0.112	-0.001	16.822	0.000
		3 -0.124	-0.182	18.915	0.000
		4 -0.198	-0.119	24.283	0.000
		5 -0.275	-0.175	34.703	0.000
		6 -0.444	-0.372	62.180	0.000
		7 -0.281	-0.118	73.290	0.000
		8 -0.228	-0.237	80.669	0.000
		9 -0.130	-0.308	83.096	0.000
		10 0.100	-0.088	84.545	0.000
		11 0.308	0.015	98.279	0.000
		12 0.806	0.676	193.49	0.000
		13 0.340	-0.022	210.60	0.000
		14 0.099	-0.112	212.07	0.000
		15 -0.112	-0.041	213.96	0.000
		16 -0.176	-0.028	218.65	0.000
		17 -0.217	0.097	225.81	0.000
		18 -0.412	-0.003	251.93	0.000
		19 -0.247	0.079	261.42	0.000
		20 -0.222	0.016	269.14	0.000
		21 -0.110	0.023	271.06	0.000
		22 0.074	-0.047	271.94	0.000
		23 0.241	-0.122	281.31	0.000
		24 0.692	0.131	359.21	0.000
		25 0.308	-0.053	374.79	0.000
		26 0.093	-0.007	376.21	0.000
		27 -0.112	-0.032	378.32	0.000
		28 -0.142	0.008	381.74	0.000
		29 -0.188	-0.055	387.79	0.000
		30 -0.343	0.062	408.10	0.000
		31 -0.221	-0.020	416.63	0.000
		32 -0.189	0.027	422.91	0.000
		33 -0.102	-0.011	424.77	0.000
		34 0.068	0.007	425.60	0.000
		35 0.224	0.087	434.67	0.000
		36 0.636	0.161	508.83	0.000

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.134	-0.134	2.1921	0.139
		2 0.073	0.056	2.8481	0.241
		3 0.034	0.052	2.9903	0.393
		4 0.016	0.023	3.0218	0.554
		5 -0.161	-0.166	6.2845	0.280
		6 0.063	0.018	6.7963	0.340
		7 0.024	0.060	6.8706	0.442
		8 0.043	0.067	7.1109	0.525
		9 -0.098	-0.099	8.3680	0.498
		10 -0.014	-0.084	8.3939	0.590
		11 0.125	0.150	10.482	0.488
		12 -0.415	-0.384	33.689	0.001
		13 0.055	-0.036	34.096	0.001
		14 -0.038	-0.024	34.298	0.002
		15 -0.017	0.009	34.339	0.003
		16 -0.070	-0.032	35.017	0.004
		17 0.108	-0.039	36.675	0.004
		18 -0.125	-0.086	38.903	0.003
		19 0.099	0.095	40.318	0.003
		20 -0.085	-0.008	41.380	0.003
		21 0.083	-0.025	42.392	0.004
		22 -0.023	-0.033	42.473	0.005
		23 -0.118	-0.089	44.556	0.005
		24 -0.180	-0.418	49.469	0.002
		25 0.048	-0.015	49.815	0.002
		26 -0.012	0.056	49.838	0.003
		27 0.023	0.007	49.924	0.005
		28 0.155	0.129	53.716	0.002
		29 -0.014	-0.035	53.745	0.003
		30 0.180	0.167	58.985	0.001
		31 -0.172	-0.092	63.823	0.000
		32 0.117	0.024	66.094	0.000
		33 0.078	0.181	67.102	0.000
		34 -0.009	-0.013	67.115	0.001
		35 -0.009	-0.058	67.127	0.001
		36 0.282	-0.080	80.942	0.000

“Resto”



7.4.

Parámetros de los modelos SARIMAX individuales (2004-2014, exógena (X): ISA)

Ln												
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	Θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$												
ACE	2.051122 (0.485767)	-0.079326 (0.041225)	-0.102292 (0.041002)	--	--	-0.646186 (0.066737)	--	--	-0.758928 (0.052460)	0.047552	-3.212875	-3.096105
AGP	1.827156 (0.280458)	--	-0.153005 (0.027286)	--	--	-0.604155 (0.067167)	--	-0.283681 (0.064479)	-0.286921 (0.093277)	0.038392	-3.640826	-3.524056
ALC	1.755638 (0.567502)	-0.068244 (0.026722)	-0.146724 (0.026597)	--	--	-0.268708 (0.088890)	--	--	-0.405906 (0.084543)	0.039331	-3.592493	-3.475723
BCN	1.540551 (0.501874)	-0.063023 (0.019475)	-0.087115 (0.019485)	--	--	--	--	--	-0.439127 (0.088665)	0.031815	-4.024713	-3.931297
BIO	2.356042 (0.492895)	-0.071440 (0.033210)	--	--	--	-0.527307 (0.066338)	--	--	-0.842185 (0.031035)	0.038517	-3.642392	-3.548976
FUE	--	-0.110396 (0.035306)	-0.113704 (0.035092)	--	--	-0.240880 (0.072331)	--	--	-0.947314 (0.024379)	0.043919	-3.379915	-3.286499
GRO	2.565955 (1.181485)	--	-0.140338 (0.036473)	--	--	0.465125 (0.082415)	--	--	--	0.092473	-1.866786	-1.703308
IBZ	1.482631 (0.413677)	--	-0.092742 (0.040771)	0.227343 (0.117020)	--	-0.841998 (0.062535)	--	--	--	0.062764	-2.665549	2.571627
LPA	1.251716 (0.453950)	--	-0.106638 (0.033533)	--	--	-0.585232 (0.068875)	--	--	-0.671001 (0.063878)	0.040881	-3.523285	-3.429869
MAD	1.858819 (0.449532)	-0.047467 (0.022546)	-0.062891 (0.022419)	--	--	-0.320736 (0.073011)	--	--	-0.893055 (0.027453)	0.027502	-4.307999	-4.191229

continuación...

Ln												
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$												
MAH	1.639119 (0.275949)	--	--	--	--	-0.819930 (0.091378)	-0.170797 (0.091289)	--	--	0.073446	-2.359633	-2.289571
MJV	--	--	--	--	-0.366110 (0.101597)	--	--	-0.297045 (0.096653)	--	0.122126	-1.349018	-1.299059
OVD	2.743834 (1.188071)	-0.129080 (0.046366)	--	--	--	--	--	--	-0.866867 (0.038642)	0.065310	-2.594455	-2.524393
PMI	1.015441 (0.279842)	--	-0.164235 (0.030505)	--	--	-0.693279 (0.057594)	--	-0.258948 (0.057933)	--	0.047241	-3.234086	-3.140670
REU	--	--	--	--	--	--	--	-0.637473 (0.077560)	-0.821855 (0.060231)	0.429564	1.180945	1.274361
SCQ	1.674812 (0.767298)	--	--	0.432762 (0.138716)	--	-0.779831 (0.096158)	--	--	-0.909622 (0.039616)	0.062290	-2.680719	-2.586798
SVQ	2.506392 (0.690089)	--	--	--	--	-0.259684 (0.089373)	--	--	-0.591282 (0.080789)	0.045103	-3.334839	-3.264777
TFN	1.492273 (0.429133)	--	--	--	--	-0.575179 (0.071439)	--	--	-0.645453 (0.066137)	0.038466	-3.653207	-3.583145
TFS	2.007842 (0.501570)	-0.061900 (0.035643)	-0.151241 (0.035709)	--	--	-0.581528 (0.076133)	--	--	-0.422232 (0.086202)	0.047306	-3.223255	-3.106485
VLC	3.361335 (0.796769)	-0.050116 (0.030946)	--	--	--	--	--	--	-0.698864 (0.062630)	0.046382	-3.262719	-3.145949
RESTO	2.426211 (0.595558)	-0.058421 (0.023321)	--	--	--	--	--	--	-0.524159 (0.081557)	0.037136	-3.723564	-3.653502

Parámetros de los modelos SARIMAX individuales (2004-2015, exógena (X): ISA)

L_n												
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	Θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$												
ACE	1.699431 (0.493398)	-0.083694 (0.039660)	-0.114642 (0.039436)	--	--	-0.620664 (0.068751)	--	--	-0.701184 (0.060027)	0.047185	-3.232050	-3.122310
AGP	1.826630 (0.264903)	--	-0.152890 (0.026443)	--	--	-0.604634 (0.063612)	--	-0.284147 (0.061498)	-0.281670 (0.088107)	0.037290	-3.702777	-3.593037
ALC	1.760117 (0.548495)	-0.069873 (0.025956)	-0.146207 (0.025866)	--	--	-0.263694 (0.086726)	--	--	-0.382281 (0.083275)	0.038664	-3.630407	-3.520667
BCN	1.635200 (0.480131)	-0.060742 (0.018953)	-0.085920 (0.018945)	--	--	--	--	--	-0.464134 (0.079220)	0.030769	-4.094539	-4.006747
BIO	2.274014 (0.491651)	-0.069701 (0.032804)	--	--	--	-0.513474 (0.065868)	--	--	-0.790392 (0.037344)	0.039166	-3.611944	-3.524152
FUE	--	-0.108763 (0.035566)	-0.113720 (0.035387)	--	--	-0.263320 (0.073233)	--	--	-0.900283 (0.029087)	0.044648	-3.349958	-3.262165
GRO	2.297187 (1.245827)	--	-0.147406 (0.040921)	--	--	0.353901 (0.084639)	--	--	--	0.096210	-1.792611	-1.638975
IBZ	1.350453 (0.318356)	--	-0.094258 (0.039200)	0.421342 (0.081279)	--	-0.981217 (0.008278)	--	--	--	0.060611	-2.738387	-2.650155
LPA	1.216076 (0.435901)	--	-0.097850 (0.032801)	--	--	-0.584831 (0.065144)	--	--	-0.717791 (0.050905)	0.039461	-3.596928	-3.509136
MAD	2.016616 (0.424406)	-0.046490 (0.021264)	-0.045645 (0.021191)	--	--	-0.301515 (0.074995)	--	--	-0.837521 (0.031105)	0.026821	-4.361866	-4.252126

continuación...

Ln												
$d=1$	X	DHCO	DVOL	\emptyset_1	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	Θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$												
MAH	1.780102 (0.268467)	--	--	--	--	-0.818392 (0.088126)	-0.160869 (0.087011)	--	--	0.073962	-2.347899	-2.282055
MJV	--	--	--	--	-0.239304 (0.093223)	--	--	-0.240346 (0.000912)	--	0.127101	-1.271011	-1.224303
OVD	1.822706 (1.116239)	-0.116678 (0.044595)	--	--	--	--	--	--	-0.690636 (0.066091)	0.067338	-2.535543	-2.469699
PMI	1.058453 (0.260090)	--	-0.161946 (0.029169)	--	--	-0.687279 (0.054260)	--	-0.272677 (0.054438)	--	0.045370	-3.317861	-3.230068
REU	--	--	--	--	--	--	--	-0.534272 (0.082592)	-0.868055 (0.046328)	0.421016	1.137768	1.225560
SCQ	1.553136 (0.748227)	--	--	0.520512 (0.139516)	--	-0.817922 (0.092696)	--	--	-0.874809 (0.042712)	0.061746	-2.701276	-2.613044
SVQ	2.809865 (0.629804)	--	--	--	--	-0.323816 (0.082117)	--	--	-0.593165 (0.071223)	0.043582	-3.405701	-3.339857
TFN	1.484517 (0.414249)	--	--	--	--	-0.572012 (0.068414)	--	--	-0.635471 (0.063824)	0.037679	-3.696789	-3.630945
TFS	1.915735 (0.492402)	-0.060708 (0.034038)	-0.149641 (0.034095)	--	--	-0.562915 (0.072492)	--	--	-0.402295 (0.083222)	0.045762	-3.293284	-3.183544
VLC	2.892156 (0.736063)	-0.059261 (0.029203)	--	--	--	--	--	--	-0.625776 (0.066472)	0.045038	-3.325192	-3.215451
RESTO	2.406900 (0.573620)	-0.059001 (0.022932)	--	--	--	--	--	--	-0.547552 (0.070496)	0.036319	-3.770306	-3.704462

Parámetros de los modelos SARIMAX individuales (2004-2014, exógena (X): PIB_TUR)

Ln													
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	ϕ_4	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	Θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$													
ACE	0.810976 (0.138833)	-0.071468 (0.033752)	-0.114898 (0.033514)	--	--	--	-0.429070 (0.077518)	--	--	-0.752657 (0.051108)	0.041857	-3.468013	-3.351243
AGP	0.885159 (0.094298)	--	-0.138574 (0.021403)	--	--	--	-0.434178 (0.072950)	--	-0.344939 (0.072577)	-0.332870 (0.089035)	0.031436	-4.040600	-3.923830
ALC	0.607957 (0.098330)	-0.079328 (0.022272)	-0.149730 (0.022176)	--	--	--	-0.152004 (0.091290)	--	--	-0.355780 (0.089769)	0.035191	-3.814924	-3.698154
BCN	0.445032 (0.072193)	-0.076582 (0.016784)	-0.092274 (0.016985)	--	--	--	--	--	--	-0.356779 (0.090648)	0.028663	-4.233352	-4.139936
BIO	0.619219 (0.116348)	-0.074309 (0.028814)	--	--	--	--	-0.380219 (0.070748)	--	--	-0.846772 (0.029461)	0.035081	-3.829281	-3.735865
FUE	0.678792 (0.120393)	-0.098662 (0.028683)	-0.117769 (0.028496)	--	--	--	--	--	--	-0.927425 (0.028468)	0.039919	-3.570895	-3.477479
GRO	0.483988 (0.152812)	--	-0.144256 (0.034640)	--	--	--	0.443859 (0.082588)	--	--	--	0.090423	-1.911623	-1.748145
IBZ	1.044271 (0.114813)	--	-0.066637 (0.032146)	0.557186 (0.073884)	--	--	-0.999947 (0.014372)	--	--	--	0.051557	-3.058945	-2.965023
LPA	0.727549 (0.114656)	--	-0.135789 (0.026725)	--	--	--	-0.366071 (0.084071)	--	--	-0.553847 (0.076007)	0.036351	-3.758134	-3.664718
MAD	0.497678 (0.061299)	-0.064979 (0.013338)	-0.081223 (0.013430)	--	0.285594 (0.090251)	--	--	--	--	-0.546991 (0.083419)	0.022085	-4.745300	-4.625955

continuación...

Ln													
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	ϕ_4	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$													
MAH	1.282430 (0.134989)	--	--	--	--	--	-0.552301 (0.083780)	-0.425572 (0.083245)	--	--	0.062965	-2.667578	-2.597516
MJV	1.054722 (0.285952)	--	--	--	--	-0.331262 (0.100240)	--	--	-0.300358 (0.097107)	--	0.115317	-1.454634	-1.379695
OVD	0.609600 (0.190857)	-0.131930 (0.044220)	--	--	--	--	--	--	--	-0.857178 (0.041165)	0.063359	-2.655120	-2.585058
PMI	0.985275 (0.096708)	--	-0.140371 (0.022138)	--	--	--	-0.178269 (0.062363)	--	-0.158172 (0.062335)	--	0.040562	-3.538932	-3.445516
REU	2.435750 (1.045810)	--	--	--	--	--	--	--	-0.683989 (0.071169)	-0.833847 (0.062727)	0.421112	1.149272	1.266042
SCQ	1.051702 (0.175757)	--	--	0.494901 (0.174428)	--	--	-0.760167 (0.122689)	--	--	-0.875157 (0.040588)	0.054174	-2.959924	-2.866002
SVQ	0.573089 (0.145904)	--	--	--	--	--	-0.254593 (0.081273)	--	--	-0.789043 (0.049835)	0.045118	-3.334205	-3.264143
TFN	0.673407 (0.114845)	--	--	--	--	--	-0.489829 (0.075718)	--	--	-0.750678 (0.056740)	0.034370	-3.878374	-3.808313
TFS	0.762095 (0.131657)	-0.058278 (0.030143)	-0.148894 (0.030445)	--	--	--	-0.407479 (0.085940)	--	--	-0.351420 (0.089325)	0.043671	-3.383163	-3.266393
VLC	0.542690 (0.144090)	-0.060233 (0.031387)	--	--	--	--	--	--	--	-0.846521 (0.038100)	0.045110	-3.318300	-3.201530
RESTO	0.416514 (0.097315)	-0.072153 (0.022473)	--	--	--	--	--	--	--	-0.522849 (0.078973)	0.036348	-3.766452	-3.696390

Parámetros de los modelos SARIMAX individuales (2004-2015, exógena (X): PIB_TUR)

Ln	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	ϕ_4	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	Θ_1	ser	AIC	SIC
$d=1$													
$D=1$													
ACE	0.971050 (0.134877)	-0.075977 (0.032481)	-0.122731 (0.032201)	--	--	--	-0.473993 (0.074880)	--	--	-0.601426 (0.069271)	0.041845	-3.472249	-3.362509
AGP	0.893854 (0.092060)	--	-0.141513 (0.021211)	--	--	--	-0.466325 (0.066654)	--	-0.347714 (0.065987)	-0.342083 (0.085525)	0.030742	-4.088935	-3.979195
ALC	0.604619 (0.095205)	-0.079597 (0.021779)	-0.149794 (0.021698)	--	--	--	-0.136984 (0.088771)	--	--	-0.354052 (0.087333)	0.034677	-3.848059	-3.738318
BCN	0.426164 (0.072758)	-0.073454 (0.017061)	-0.091785 (0.017179)	--	--	--	--	--	--	-0.437133 (0.081218)	0.028338	-4.259139	-4.171347
BIO	0.662044 (0.112839)	-0.074803 (0.028433)	--	--	--	--	-0.377689 (0.068064)	--	--	-0.846940 (0.027315)	0.034834	-3.846391	-3.758599
FUE	0.701448 (0.119161)	-0.099781 (0.028463)	-0.109934 (0.028313)	--	--	--	--	--	--	-0.833058 (0.042325)	0.041227	-3.509408	-3.421616
GRO	0.595376 (0.160284)	--	-0.141919 (0.037344)	--	--	--	0.378062 (0.082980)	--	--	--	0.092552	-1.870130	-1.716493
IBZ	1.034194 (0.121201)	--	-0.065975 (0.031057)	0.568360 (0.074207)	--	--	-0.982368 (0.008864)	--	--	--	0.050468	-3.104683	-3.016451
LPA	0.770046 (0.109331)	--	-0.137106 (0.025778)	--	--	--	-0.367904 (0.080411)	--	--	-0.551396 (0.069869)	0.035125	-3.829752	-3.741960
MAD	0.478383 (0.061672)	-0.063750 (0.013724)	-0.078306 (0.013775)	--	0.260234 (0.086428)	--	--	--	--	-0.630678 (0.068090)	0.022017	-4.755449	-4.643473

continuación...

Ln													
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	ϕ_4	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	Θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$													
MAH	1.334578 (0.135752)	--	--	--	--	--	-0.566541 (0.082898)	-0.408017 (0.082281)	--	--	0.064153	-2.632468	-2.566624
MJV	1.217459 (0.293265)	--	--	--	--	-0.267936 (0.093525)	--	--	-0.261200 (9.11E-05)	--	0.118928	-1.395713	-1.325651
OVD	0.673006 (0.191139)	-0.134431 (0.045066)	--	--	--	--	--	--	--	-0.864679 (0.036473)	0.064688	-2.615858	-2.550014
PMI	0.986447 (0.093437)	--	-0.140650 (0.021477)	--	--	--	-0.180786 (0.059510)	--	-0.151699 (0.059487)	--	0.039286	-3.605817	-3.518024
REU	2.931762 (1.039645)	--	--	--	--	--	--	--	-0.587635 (0.077152)	-0.878565 (0.047570)	0.410818	1.096086	1.205826
SCQ	1.163326 (0.167518)	--	--	0.487743 (0.170564)	--	--	-0.734959 (0.127165)	--	--	-0.894994 (0.033514)	0.053191	-2.999583	-2.911351
SVQ	0.486651 (0.133323)	--	--	--	--	--	-0.202455 (0.082376)	--	--	-0.670378 (0.062339)	0.043808	-3.395353	-3.329509
TFN	0.679109 (0.110288)	--	--	--	--	--	-0.477324 (0.073378)	--	--	-0.742694 (0.053612)	0.033693	-3.920389	-3.854545
TFS	0.755072 (0.125964)	-0.054835 (0.029069)	-0.151731 (0.029388)	--	--	--	-0.403437 (0.081578)	--	--	-0.329411 (0.086506)	0.042534	-3.439594	-3.329854
VLC	0.523949 (0.134483)	-0.078440 (0.029179)	--	--	--	--	--	--	--	-0.727893 (0.052199)	0.044028	-3.370547	-3.260807
RESTO	0.426996 (0.094836)	-0.072000 (0.022123)	--	--	--	--	--	--	--	-0.554473 (0.068053)	0.035449	-3.818790	-3.752946

Parámetros de los modelos SARIMAX individuales (2004-2016, exógena (X): ISA)

Ln												
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	Θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$												
ACE	1.731970 (0.476078)	-0.085883 (0.039261)	-0.113851 (0.039043)	--	--	-0.632145 (0.066313)	--	--	-0.680465 (0.060072)	0.046942	-3.245452	-3.141856
AGP	1.930233 (0.305577)	--	-0.149243 (0.026933)	--	--	-0.541989 (0.065780)	--	-0.274538 (0.067218)	-0.324516 (0.083373)	0.038176	-3.658869	-3.555273
ALC	1.710363 (0.555603)	-0.072111 (0.026384)	-0.139583 (0.026286)	--	--	-0.255834 (0.081046)	--	--	-0.420598 (0.077770)	0.038885	-3.622098	-3.518502
BCN	1.507336 (0.491115)	-0.060082 (0.019554)	-0.085069 (0.019531)	--	--	--	--	--	-0.502376 (0.075379)	0.031367	-4.058545	-3.975668
BIO	2.082025 (0.495185)	-0.064385 (0.031531)	--	--	--	-0.479993 (0.060829)	--	--	-0.862131 (0.022825)	0.037112	-3.722178	-3.639302
FUE	--	-0.109517 (0.035747)	-0.108165 (0.035567)	--	--	-0.286226 (0.072578)	--	--	-0.850536 (0.036273)	0.045472	-3.315862	-3.232985
GRO	2.098917 (1.238247)	--	-0.150684 (0.042429)	--	--	0.307296 (0.082401)	--	--	--	0.097198	-1.776421	-1.631387
IBZ	1.500796 (0.380802)	--	-0.093525 (0.039559)	0.335363 (0.097870)	--	-0.901565 (0.042752)	--	--	--	0.061487	-2.712209	-2.628946
LPA	1.009185 (0.502379)	--	-0.118396 (0.032319)	--	--	-0.492191 (0.065542)	--	--	-0.829043 (0.029213)	0.038606	-3.643259	-3.560382
MAD	1.929400 (0.412921)	-0.045781 (0.021126)	-0.048365 (0.021074)	--	--	-0.323361 (0.076272)	--	--	-0.778949 (0.038225)	0.027097	-4.344436	-4.240840

continuación...

Ln												
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$												
MAH	1.810040 (0.349449)	--	--	--	--	-0.765655 (0.083782)	-0.140985 (0.085038)	--	--	0.075678	-2.303895	-2.241737
MJV	--	--	--	--	-0.314416 (0.100460)	--	--	-0.248267 (0.067681)	--	0.145202	-1.006231	-0.962335
OVD	1.874171 (1.075350)	-0.119467 (0.043174)	--	--	--	--	--	--	-0.686281 (0.058278)	0.065448	-2.594361	-2.532204
PMI	1.045421 (0.300244)	--	-0.164159 (0.031147)	--	--	-0.666932 (0.057637)	--	-0.234366 (0.058566)	--	0.048539	-3.185327	-3.102450
REU	--	--	--	--	--	--	--	-0.543510 (0.068030)	-0.933976 (0.030630)	0.396485	1.015215	1.098092
SCQ	1.487541 (0.721065)	--	--	0.505802 (0.134750)	--	-0.815597 (0.088574)	--	--	-0.910276 (0.031541)	0.060163	-2.755763	-2.672500
SVQ	2.777376 (0.619297)	--	--	--	--	-0.304991 (0.079026)	--	--	-0.601494 (0.065588)	0.042497	-3.457994	-3.395836
TFN	1.807608 (0.458059)	--	--	--	--	-0.554519 (0.061023)	--	--	-0.851717 (0.029014)	0.038496	-3.655768	-3.593611
TFS	1.758649 (0.525672)	-0.060889 (0.033886)	-0.142805 (0.033949)	--	--	-0.515554 (0.071644)	--	--	-0.445093 (0.077395)	0.045565	-3.305016	-3.201420
VLC	2.921916 (0.744577)	-0.057763 (0.029684)	--	--	--	--	--	--	-0.710426 (0.049971)	0.044612	-3.347298	-3.243702
RESTO	2.487264 (0.590652)	-0.053439 (0.023751)	--	--	--	--	--	--	-0.650739 (0.054413)	0.036430	-3.766065	-3.703908
TOTAL	1.916626 (0.315564)	-0.047481 (0.020516)	-0.099163 (0.020475)	--	--	--	-0.534403 (0.073947)	--	0.381880 (0.082963)	0.027985	-4.279962	-4.176366

Parámetros de los modelos SARIMAX individuales (2004-2016, exógena (X): PIB_TUR)

Ln													
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	ϕ_4	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	Θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$													
ACE	0.973622 (0.127532)	-0.078555 (0.032209)	-0.123538 (0.031938)	--	--	--	-0.474082 (0.073500)	--	--	-0.605272 (0.064748)	0.041476	-3.493084	-3.389488
AGP	0.846312 (0.085282)	--	-0.137985 (0.020688)	--	--	--	-0.373968 (0.073160)	--	-0.286041 (0.075397)	-0.326113 (0.082592)	0.030628	-4.099438	-3.995842
ALC	0.640258 (0.088468)	-0.079459 (0.021291)	-0.149069 (0.021214)	--	--	--	-0.127892 (0.083276)	--	--	-0.356306 (0.082862)	0.034043	-3.888017	-3.784421
BCN	0.443110 (0.071623)	-0.069922 (0.017581)	-0.091574 (0.017636)	--	--	--	--	--	--	-0.511127 (0.073474)	0.028502	-4.250133	-4.167256
BIO	0.633936 (0.102007)	-0.073063 (0.027148)	--	--	--	--	-0.375965 (0.060995)	--	--	-0.890449 (0.018780)	0.032841	-3.966688	-3.883811
FUE	0.649023 (0.113942)	-0.101523 (0.028457)	-0.114560 (0.028328)	--	--	--	--	--	--	-0.769172 (0.051872)	0.042329	-3.459116	-3.376239
GRO	0.683840 (0.153848)	--	-0.138388 (0.037408)	--	--	--	0.363583 (0.079619)	--	--	--	0.091866	-1.889266	-1.744232
IBZ	1.023513 (0.119253)	--	-0.066348 (0.031868)	0.567734 (0.071545)	--	--	-0.986965 (0.014777)	--	--	--	0.051685	-3.059534	-2.976271
LPA	0.652702 (0.106648)	--	-0.132707 (0.026378)	--	--	--	-0.328595 (0.076788)	--	--	-0.640803 (0.056635)	0.035557	-3.807782	-3.724905
MAD	0.499480 (0.061291)	-0.062522 (0.014769)	-0.073547 (0.014826)	--	0.215800 (0.084154)	--	--	--	--	-0.785736 (0.044448)	0.022342	-4.729371	-4.623815

continuación...

Ln													
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	ϕ_4	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	Θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$													
MAH	1.410851 (0.144187)	--	--	--	--	--	-0.509256 (0.080120)	-0.335957 (0.080680)	--	--	0.063386	-2.658404	-2.596247
MJV	1.424401 (0.318521)	--	--	--	--	-0.317351 (0.098386)	--	--	-0.225186 (0.001079)	--	0.135256	-1.140660	-1.074816
OVD	0.595210 (0.168357)	-0.130358 (0.041549)	--	--	--	--	--	--	--	-0.705600 (0.056364)	0.063375	-2.658751	-2.596593
PMI	1.045246 (0.092367)	--	-0.139748 (0.022155)	--	--	--	-0.205119 (0.058721)	--	-0.118754 (0.058728)	--	0.040015	-3.571567	-3.488690
REU	2.557016 (0.917017)	--	--	--	--	--	--	--	-0.653054 (0.060019)	-0.900404 (0.037874)	0.391928	0.998861	1.102457
SCQ	1.162036 (0.152418)	--	--	0.558683 (0.132643)	--	--	-0.798541 (0.086147)	--	--	-0.924080 (0.025110)	0.051295	-3.074680	-2.991417
SVQ	0.431437 (0.122546)	--	--	--	--	--	-0.165827 (0.078977)	--	--	-0.719259 (0.050290)	0.042653	-3.450669	-3.388511
TFN	0.739105 (0.106605)	--	--	--	--	--	-0.472507 (0.070511)	--	--	-0.872051 (0.032178)	0.034232	-3.890543	-3.828386
TFS	0.635609 (0.123859)	-0.058687 (0.030073)	-0.140040 (0.030267)	--	--	--	-0.392411 (0.077718)	--	--	-0.404817 (0.079465)	0.042968	-3.422370	-3.318774
VLC	0.609698 (0.123095)	-0.078575 (0.029851)	--	--	--	--	--	--	--	-0.900147 (0.021510)	0.042353	-3.451221	-3.347625
RESTO	0.462522 (0.092437)	-0.067969 (0.022767)	--	--	--	--	--	--	--	-0.681994 (0.048067)	0.035016	-3.845283	-3.783126
TOTAL	0.682218 (0.055470)	-0.059032 (0.013271)	-0.095785 (0.013260)	--	--	--	-0.159187 (0.082775)	--	--	-0.503164 (0.069223)	0.019947	-4.957169	-4.853573

Parámetros de los modelos SARIMAX individuales (2004:01-2016:06, exógena (X): ISA)

Ln												
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$												
ACE	1.748272 (0.479669)	-0.083504 (0.039293)	-0.114041 (0.039047)	--	--	-0.629911 (0.067035)	--	--	-0.679701 (0.061860)	0.046989	-3.241976	-3.135407
AGP	1.870016 (0.279835)	--	-0.149774 (0.026635)	--	--	-0.569703 (0.062866)	--	-0.305826 (0.062119)	-0.305632 (0.085883)	0.037878	-3.673085	-3.566516
ALC	1.724052 (0.566365)	-0.072352 (0.026789)	-0.139830 (0.026684)	--	--	-0.256527 (0.082806)	--	--	-0.415640 (0.081051)	0.039530	-3.587701	-3.481132
BCN	1.582483 (0.495749)	-0.059372 (0.019618)	-0.084910 (0.019598)	--	--	--	--	--	-0.490084 (0.077966)	0.031587	-4.043382	-3.958127
BIO	2.039419 (0.507983)	-0.065947 (0.032310)	--	--	--	-0.482094 (0.063475)	--	--	-0.849408 (0.025710)	0.038120	-3.667370	-3.582115
FUE	--	-0.104834 (0.035243)	-0.115135 (0.035030)	--	--	-0.249411 (0.073340)	--	--	-0.895656 (0.029292)	0.044645	-3.351407	-3.266152
GRO	2.199990 (1.277981)	--	-0.149481 (0.042853)	--	--	0.315273 (0.083960)	--	--	--	0.098431	-1.749187	-1.599990
IBZ	1.362634 (0.337981)	--	-0.093552 (0.038393)	0.476839 (0.078357)	--	-0.992228 (0.006918)	--	--	--	0.060262	-2.751255	-2.665588
LPA	1.116846 (0.502515)	--	-0.120131 (0.032159)	--	--	-0.491873 (0.069272)	--	--	-0.786121 (0.037372)	0.039017	-3.620853	-3.535599
MAD	1.910473 (0.422377)	-0.043618 (0.021665)	-0.047426 (0.021566)	--	--	-0.327134 (0.076558)	--	--	-0.800025 (0.035614)	0.027489	-4.314219	-4.207650

continuación...

Ln												
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$												
MAH	1.838990 (0.312443)	--	--	--	--	-0.773025 (0.085186)	-0.171062 (0.086610)	--	--	0.076107	-2.291703	-2.227762
MJV	--	--	--	--	-0.298828 (0.097038)	--	--	-0.312458 (0.092942)	--	0.137266	-1.117915	-1.072662
OVD	1.832635 (1.097806)	-0.121820 (0.043934)	--	--	--	--	--	--	-0.681214 (0.064232)	0.066629	-2.557709	-2.493768
PMI	1.112192 (0.282550)	--	-0.160251 (0.030602)	--	--	-0.670553 (0.055973)	--	-0.278793 (0.056032)	--	0.047946	-3.208716	-3.123461
REU	--	--	--	--	--	--	--	-0.543586 (0.074861)	-0.898280 (0.038430)	0.409382	1.080427	1.165682
SCQ	1.558181 (0.733446)	--	--	0.505557 (0.134314)	--	-0.812915 (0.089602)	--	--	-0.892502 (0.037322)	0.061245	-2.718884	-2.633218
SVQ	2.753186 (0.627191)	--	--	--	--	-0.311686 (0.080548)	--	--	-0.606229 (0.066366)	0.042936	-3.436561	-3.372620
TFN	1.577201 (0.503383)	--	--	--	--	-0.495332 (0.066836)	--	--	-0.843773 (0.031634)	0.038869	-3.635592	-3.571651
TFS	1.822011 (0.518905)	-0.059888 (0.033914)	-0.144233 (0.033971)	--	--	-0.526620 (0.073798)	--	--	-0.432082 (0.078788)	0.045641	-3.300197	-3.193629
VLC	2.943814 (0.760928)	-0.055683 (0.030217)	--	--	--	--	--	--	-0.705660 (0.052649)	0.045444	-3.308865	-3.202297
RESTO	2.386019 (0.592178)	-0.055856 (0.023711)	--	--	--	--	--	--	-0.607083 (0.062698)	0.036856	-3.741928	-3.677987
TOTAL	1.912892 (0.320205)	-0.047674 (0.020610)	-0.099351 (0.020571)	--	--	-0.530849 (0.075592)	--	--	-0.373728 (0.084866)	0.028225	-4.261384	-4.154816

Parámetros de los modelos SARIMAX individuales (2004:01-2016:06, exógena (X): PIB_TUR)

Ln													
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	ϕ_4	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	Θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$													
ACE	0.973199 (0.127452)	-0.076726 (0.031828)	-0.123619 (0.031550)	--	--	--	-0.467861 (0.074352)	--	--	-0.581653 (0.069842)	0.041376	-3.496419	-3.389850
AGP	0.876775 (0.087474)	--	-0.137854 (0.020739)	--	--	--	-0.409420 (0.069794)	--	-0.337508 (0.070345)	-0.345303 (0.082868)	0.030589	-4.100570	-3.994001
ALC	0.640647 (0.091078)	-0.079371 (0.021769)	-0.149005 (0.021674)	--	--	--	-0.133851 (0.085281)	--	--	-0.358170 (0.086476)	0.034670	-3.850076	-3.743507
BCN	0.435103 (0.071803)	-0.071626 (0.017555)	-0.091770 (0.017638)	--	--	--	--	--	--	-0.474350 (0.078475)	0.028802	-4.228013	-4.142758
BIO	0.657851 (0.104880)	-0.074009 (0.027706)	--	--	--	--	-0.372636 (0.063882)	--	--	-0.878600 (0.021071)	0.033636	-3.917662	-3.832407
FUE	0.604868 (0.116122)	-0.094361 (0.029210)	-0.119199 (0.029052)	--	--	--	--	--	--	-0.867083 (0.036366)	0.041839	-3.481235	-3.395980
GRO	0.689493 (0.155261)	--	-0.137883 (0.037644)	--	--	--	0.369302 (0.080789)	--	--	--	0.092839	-1.866161	-1.716965
IBZ	1.003412 (0.115398)	--	-0.067014 (0.030920)	0.566113 (0.070221)	--	--	-0.999986 (1.64E-06)	--	--	--	0.049798	-3.132725	-3.047059
LPA	0.818589 (0.099127)	--	-0.145388 (0.024159)	--	--	--	-0.245540 (0.066962)	--	--	-0.391724 (0.066962)	0.036257	-3.767582	-3.682327
MAD	0.500899 (0.062021)	-0.062440 (0.014626)	-0.074744 (0.014676)	--	0.231611 (0.087937)	--	--	--	--	-0.733028 (0.053697)	0.022578	-4.706825	-4.598166

continuación...

Ln													
$d=1$	X	DHCO	DVOL	ϕ_1	ϕ_4	Φ_1	θ_1	θ_2	θ_4	Θ_1	ser	AIC	SIC
$D=1$													
MAH	1.393513 (0.142889)	--	--	--	--	--	-0.509719 (0.080764)	-0.362938 (0.081130)	--	--	0.063899	-2.641384	-2.577443
MJV	1.389323 (0.291955)	--	--	--	--	-0.302024 (0.093447)	--	--	-0.302500 (0.092553)	--	0.126607	-1.271749	-1.203870
OVD	0.621083 (0.172844)	-0.138429 (0.042401)	--	--	--	--	--	--	--	-0.722034 (0.058388)	0.064270	-2.629801	-2.565860
PMI	1.040784 (0.091005)	--	-0.138984 (0.021708)	--	--	--	-0.186195 (0.058956)	--	-0.141385 (0.058941)	--	0.039603	-3.591078	-3.505823
REU	2.759645 (0.972482)	--	--	--	--	--	--	--	-0.635704 (0.066449)	-0.887866 (0.042355)	0.401430	1.048248	1.154817
SCQ	1.149960 (0.157364)	--	--	0.547920 (0.148285)	--	--	-0.790534 (0.099789)	--	--	-0.906081 (0.029495)	0.052292	-3.034984	-2.949317
SVQ	0.477846 (0.126444)	--	--	--	--	--	-0.205543 (0.079356)	--	--	-0.727632 (0.050666)	0.043006	-3.433311	-3.369370
TFN	0.753563 (0.107544)	--	--	--	--	--	-0.471249 (0.072227)	--	--	-0.809317 (0.043841)	0.034256	-3.888276	-3.824335
TFS	0.658566 (0.124651)	-0.056985 (0.030093)	-0.142398 (0.030298)	--	--	--	-0.401942 (0.079946)	--	--	-0.401047 (0.079836)	0.042910	-3.423587	-3.317019
VLC	0.612724 (0.126120)	-0.060619 (0.030455)	--	--	--	--	--	--	--	-0.899062 (0.023357)	0.043163	-3.411835	-3.305266
RESTO	0.470194 (0.091745)	-0.069711 (0.022432)	--	--	--	--	--	--	--	-0.613688 (0.059208)	0.035268	-3.830027	-3.766086
TOTAL	0.674166 (0.055662)	-0.060094 (0.013225)	-0.096507 (0.013228)	--	--	--	-0.157886 (0.084433)	--	--	-0.467736 (0.074085)	0.020121	-4.938286	-4.831717

7.5.

Modelos automáticos (S)ARIMA calculados mediante TRAMO/SEATS

Aeropuerto	Modelos automáticos TRAMO/SEATS
PAX_COM_ACE	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_AGP	$(0,1,0) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_ALC	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_BCN	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_BIO	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_FUE	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_GRO	$(1,1,0) \times (0,1,0)_{12}$
PAX_COM_IBZ	$(0,1,2) \times (0,1,0)_{12}$
PAX_COM_LPA	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_MAD	$(0,1,0) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_MAH	$(1,0,0) \times (0,1,0)_{12}$
PAX_COM_MJV	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_OVD	$(0,1,0) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_PMI	$(3,1,1) \times (0,1,0)_{12}$
PAX_COM_REU	$(0,1,1) \times (0,1,0)_{12}$
PAX_COM_SCQ	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_SVQ	$(0,1,0) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_TFN	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_TFS	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_VLC	$(0,1,0) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_RESTO	$(0,1,0) \times (0,1,1)_{12}$
PAX_COM_TOTAL	$(0,1,0) \times (0,1,1)_{12}$

7.6.

Evaluación de los pronósticos de los pasajeros comerciales aéreos, modelos individuales por aeropuerto (año 2015)

Lanzarote (ACE)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	446.428	436.961	443.034	436.702
feb-15	435.965	421.560	434.106	422.066
mar-15	509.039	506.475	521.448	501.302
abr-15	499.233	483.578	505.442	500.521
may-15	484.812	438.114	449.201	442.347
jun-15	494.331	459.404	478.119	468.684
jul-15	559.352	553.175	582.310	567.907
ago-15	614.294	611.679	626.460	621.460
sep-15	500.632	498.158	520.321	510.269
oct-15	561.091	521.963	542.793	535.833
nov-15	491.539	473.553	497.712	470.167
dic-15	462.580	443.808	473.279	457.447
RMSE 3 m.		10061,79	7504,62	10764,50
RMSE 6 m.		25656,22	17021,75	21642,34
RMSE 12 m.		22743,88	16554,40	18593,98
MAPE 3 m.		1,976%	1,208%	2,296%
MAPE 6 m.		4,294%	2,582%	3,515%
MAPE 12 m.		3,540%	2,695%	2,973%
MAE 3 m.		8812,29	5887,31	10453,83
MAE 6 m.		20619,63	12615,52	16793,57
MAE 12 m.		17572,36	13806,35	14823,56
U-Theil 3 m.		0,011	0,008	0,012
U-Theil 6.		0,027	0,018	0,023
U-Theil 12 m.		0,023	0,016	0,019

Málaga (AGP)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	642.683	632.984	621.199	625.331
feb-15	672.107	673.023	669.397	670.066
mar-15	898.096	911.580	921.752	896.980
abr-15	1.290.379	1.342.799	1.343.744	1.342.482
may-15	1.445.396	1.477.160	1.460.140	1.437.817
jun-15	1.475.003	1.516.471	1.534.941	1.501.015
jul-15	1.701.270	1.744.684	1.763.671	1.734.617
ago-15	1.732.674	1.799.991	1.787.651	1.774.545
sep-15	1.530.888	1.585.926	1.583.856	1.560.151
oct-15	1.428.321	1.468.489	1.452.310	1.449.063
nov-15	797.021	804.474	815.116	786.198
dic-15	752.395	730.991	732.768	721.758
RMSE 3 m.		9604,19	18516,06	10107,94
RMSE 6 m.		30965,50	35791,87	25017,65
RMSE 12 m.		37997,75	39471,94	27329,49
MAPE 3 m.		1,049%	2,127%	1,043%
MAPE 6 m.		2,036%	2,600%	1,576%
MAPE 12 m.		2,404%	2,705%	1,885%
MAE 3 m.		8032,97	15950,11	6836,29
MAE 6 m.		24958,57	29316,33	17700,50
MAE 12 m.		32045,51	33996,23	22740,51
U-Theil 3 m.		0,006	0,012	0,007
U-Theil 6.		0,014	0,016	0,011
U-Theil 12 m.		0,015	0,015	0,011

Alicante (ALC)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	498.546	490.389	484.397	485.594
feb-15	503.418	516.282	515.367	512.860
mar-15	667.955	681.454	685.001	669.460
abr-15	924.188	938.732	939.278	940.925
may-15	1.013.671	1.031.631	1.025.076	1.013.789
jun-15	1.072.080	1.091.000	1.095.790	1.078.593
jul-15	1.249.752	1.277.253	1.289.915	1.268.078
ago-15	1.260.052	1.285.044	1.275.037	1.268.063
sep-15	1.095.409	1.112.649	1.113.819	1.098.452
oct-15	1.026.179	1.028.613	1.027.222	1.020.669
nov-15	645.021	629.950	636.798	617.227
dic-15	607.777	548.643	552.066	543.700
RMSE 3 m.		11750,53	14531,75	9294,55
RMSE 6 m.		14754,95	16090,68	9846,67
RMSE 12 m.		23654,38	23983,42	22173,22
MAPE 3 m.		2,07%	2,59%	1,57%
MAPE 6 m.		1,89%	2,12%	1,19%
MAPE 12 m.		2,45%	2,45%	2,07%
MAE 3 m.		11506,44	14381,04	7966,37
MAE 6 m.		14323,74	15558,00	7877,91
MAE 12 m.		19359,69	19323,60	14502,41
U-Theil 3 m.		0,010	0,013	0,008
U-Theil 6.		0,009	0,010	0,006
U-Theil 12 m.		0,013	0,013	0,012

Barcelona (BCN)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	2.199.457	2.192.815	2.189.823	2.187.677
feb-15	2.216.452	2.226.193	2.229.340	2.213.498
mar-15	2.889.128	2.817.741	2.822.821	2.768.106
abr-15	3.326.893	3.254.956	3.253.810	3.252.350
may-15	3.601.895	3.526.343	3.526.554	3.491.295
jun-15	3.812.948	3.846.919	3.821.062	3.780.449
jul-15	4.255.692	4.193.481	4.218.520	4.156.069
ago-15	4.396.401	4.375.495	4.323.410	4.316.306
sep-15	3.970.423	3.930.488	3.901.804	3.866.756
oct-15	3.620.051	3.485.672	3.485.011	3.462.948
nov-15	2.785.804	2.590.871	2.627.222	2.546.932
dic-15	2.601.222	2.520.244	2.547.733	2.499.970
RMSE 3 m.		41773,69	39393,29	70223,29
RMSE 6 m.		53653,54	51216,27	74876,71
RMSE 12 m.		84551,96	78210,05	112812,22
MAPE 3 m.		1,071%	1,105%	1,619%
MAPE 6 m.		1,394%	1,303%	1,837%
MAPE 12 m.		2,094%	1,963%	2,883%
MAE 3 m.		29256,70	29609,58	45252,10
MAE 6 m.		44871,75	40894,30	58899,74
MAE 12 m.		66881,08	64271,53	94500,84
U-Theil 3 m.		0,009	0,008	0,014
U-Theil 6.		0,009	0,008	0,012
U-Theil 12 m.		0,013	0,012	0,017

Bilbao (BIO)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	227.950	235.602	239.059	235.493
feb-15	252.498	247.893	259.342	252.556
mar-15	316.300	313.449	323.614	312.404
abr-15	374.386	338.597	348.097	343.278
may-15	366.065	341.450	356.082	349.840
jun-15	403.700	374.782	385.096	378.377
jul-15	466.006	424.878	439.734	428.811
ago-15	452.052	402.733	412.258	408.978
sep-15	415.358	377.599	390.851	383.316
oct-15	378.545	344.538	361.224	353.937
nov-15	304.807	289.524	308.197	290.116
dic-15	294.230	269.960	289.558	277.707
RMSE 3 m.		5412,58	8635,96	4901,46
RMSE 6 m.		21644,43	15058,70	18001,24
RMSE 12 m.		29353,61	19511,30	24671,47
MAPE 3 m.		2,027%	3,299%	1,521%
MAPE 6 m.		4,921%	4,042%	3,930%
MAPE 12 m.		6,717%	4,323%	5,478%
MAE 3 m.		5036,03	8422,19	3832,03
MAE 6 m.		17404,99	13356,96	14025,27
MAE 12 m.		25516,36	16341,53	21023,68
U-Theil 3 m.		0,010	0,016	0,009
U-Theil 6.		0,034	0,023	0,028
U-Theil 12 m.		0,042	0,028	0,035

Fuerteventura (FUE)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	364.510	370.318	362.232	362.858
feb-15	358.248	353.289	348.840	347.782
mar-15	411.075	430.409	421.886	421.738
abr-15	395.713	412.320	408.325	415.747
may-15	379.321	370.142	359.666	367.551
jun-15	383.798	377.953	373.005	381.291
jul-15	450.152	456.729	449.915	465.025
ago-15	511.256	513.027	505.821	524.434
sep-15	417.526	423.476	417.229	428.860
oct-15	477.219	452.645	431.978	446.474
nov-15	426.613	403.481	389.790	390.041
dic-15	392.409	375.984	370.209	376.995
RMSE 3 m.		12001,59	8378,10	8679,14
RMSE 6 m.		11735,50	12058,64	11344,11
RMSE 12 m.		13895,12	19995,13	17832,20
MAPE 3 m.		2,560%	1,960%	1,990%
MAPE 6 m.		2,637%	2,844%	2,465%
MAPE 12 m.		2,818%	3,501%	3,527%
MAE 3 m.		10033,57	7498,98	7593,98
MAE 6 m.		10288,60	10926,22	9515,32
MAE 12 m.		11680,10	14649,21	14934,05
U-Theil 3 m.		0,016	0,011	0,011
U-Theil 6.		0,015	0,016	0,015
U-Theil 12 m.		0,017	0,024	0,021

Girona (GRO)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	48.311	44.469	39.097	39.020
feb-15	47.602	43.376	37.990	37.733
mar-15	68.473	78.766	74.714	68.723
abr-15	168.298	159.185	140.570	138.563
may-15	199.254	181.846	157.916	154.850
jun-15	214.094	203.999	175.476	171.628
jul-15	252.084	248.843	214.750	210.298
ago-15	254.030	268.498	226.235	224.301
sep-15	216.527	213.208	178.324	176.165
oct-15	181.503	176.865	147.983	146.520
nov-15	61.537	51.857	43.566	42.226
dic-15	47.623	39.968	33.301	32.595
RMSE 3 m.		6796,25	8489,96	7826,85
RMSE 6 m.		10219,01	26411,14	28410,73
RMSE 12 m.		9270,23	28081,44	30172,42
MAPE 3 m.		10,621%	16,126%	13,443%
MAPE 6 m.		8,455%	17,273%	16,686%
MAPE 12 m.		7,800%	18,732%	19,104%
MAE 3 m.		6120,28	8355,66	6470,04
MAE 6 m.		9162,86	22125,22	22669,16
MAE 12 m.		8164,95	25158,03	26434,45
U-Theil 3 m.		0,060	0,078	0,074
U-Theil 6.		0,037	0,101	0,110
U-Theil 12 m.		0,028	0,091	0,099

Ibiza (IBZ)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	106.326	108.705	104.646	104.960
feb-15	112.791	112.849	111.198	110.747
mar-15	164.392	161.284	157.990	155.382
abr-15	297.566	295.084	298.933	293.835
may-15	635.947	676.818	658.675	646.576
jun-15	922.894	994.433	998.386	969.305
jul-15	1.178.344	1.248.628	1.239.216	1.224.370
ago-15	1.294.525	1.401.739	1.376.562	1.358.254
sep-15	976.672	1.073.413	1.053.070	1.029.143
oct-15	488.559	515.204	498.805	494.988
nov-15	136.018	133.225	134.114	129.201
dic-15	139.471	131.663	130.151	127.657
RMSE 3 m.		2259,83	3930,22	5391,97
RMSE 6 m.		33689,06	32310,46	19866,54
RMSE 12 m.		52743,08	43523,48	30995,16
MAPE 3 m.		1,393%	2,295%	2,859%
MAPE 6 m.		3,199%	3,183%	2,755%
MAPE 12 m.		4,704%	4,050%	3,794%
MAE 3 m.		1848,38	3224,80	4139,72
MAE 6 m.		20072,89	18210,17	12198,37
MAE 12 m.		35993,50	29169,86	21706,32
U-Theil 3 m.		0,009	0,015	0,021
U-Theil 6.		0,034	0,033	0,020
U-Theil 12 m.		0,037	0,031	0,022

Gran Canaria (LPA)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	961.888	945.450	934.253	937.736
feb-15	898.911	893.678	893.424	884.145
mar-15	988.198	1.018.562	1.027.841	1.005.961
abr-15	858.326	854.937	860.997	860.574
may-15	695.361	703.279	696.224	682.544
jun-15	684.025	700.270	714.962	700.780
jul-15	814.704	813.527	831.067	812.012
ago-15	854.994	856.943	849.971	839.321
sep-15	753.381	745.313	758.200	744.649
oct-15	927.650	896.128	899.675	894.924
nov-15	1.009.032	975.777	992.321	967.467
dic-15	1.032.111	969.440	995.914	987.514
RMSE 3 m.		20162,08	28079,48	19295,04
RMSE 6 m.		16112,09	23559,67	16160,44
RMSE 12 m.		25257,02	22395,46	23600,28
MAPE 3 m.		1,788%	2,498%	1,984%
MAPE 6 m.		1,545%	2,076%	1,751%
MAPE 12 m.		1,957%	1,989%	2,150%
MAE 3 m.		17344,66	24255,20	18893,86
MAE 6 m.		13264,20	17872,83	14750,29
MAE 12 m.		18185,57	17860,54	19540,63
U-Theil 3 m.		0,011	0,015	0,010
U-Theil 6.		0,009	0,014	0,009
U-Theil 12 m.		0,014	0,013	0,014

Madrid (MAD)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	3.142.608	3.140.992	3.115.679	3.153.536
feb-15	2.992.866	2.910.477	3.052.596	2.942.979
mar-15	3.653.475	3.515.003	3.643.482	3.536.039
abr-15	3.799.818	3.715.093	3.795.021	3.823.753
may-15	3.992.996	3.810.067	3.880.103	3.896.655
jun-15	4.134.298	3.978.667	4.015.776	4.044.409
jul-15	4.590.665	4.362.220	4.471.757	4.474.689
ago-15	4.545.820	4.266.625	4.337.571	4.376.939
sep-15	4.327.273	4.093.341	4.113.448	4.178.069
oct-15	4.266.977	3.960.809	4.031.771	4.081.711
nov-15	3.674.492	3.387.073	3.510.577	3.431.608
dic-15	3.644.613	3.441.494	3.497.717	3.522.906
RMSE 3 m.		93032,58	38265,40	73935,57
RMSE 6 m.		123036,17	72120,34	75645,99
RMSE 12 m.		202750,84	140891,20	131242,57
MAPE 3 m.		2,198%	1,042%	1,743%
MAPE 6 m.		2,862%	1,491%	1,741%
MAPE 12 m.		4,522%	2,922%	2,869%
MAE 3 m.		74159,14	32217,36	59417,10
MAE 6 m.		107627,02	55477,44	64736,02
MAE 12 m.		182003,41	118321,90	114361,09
U-Theil 3 m.		0,014	0,006	0,011
U-Theil 6.		0,017	0,010	0,010
U-Theil 12 m.		0,026	0,018	0,017

Menorca (MAH)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	45.623	48.206	49.005	49.906
feb-15	51.501	51.050	52.060	53.008
mar-15	74.937	67.276	66.759	67.103
abr-15	108.389	95.064	100.538	101.076
may-15	253.696	220.828	226.886	228.004
jun-15	412.906	386.054	395.876	392.556
jul-15	553.404	497.622	513.444	520.681
ago-15	627.327	598.121	610.251	617.149
sep-15	421.865	393.500	401.206	400.986
oct-15	184.902	158.944	162.749	165.831
nov-15	56.889	59.144	60.962	59.941
dic-15	62.649	55.293	56.920	57.208
RMSE 3 m.		4675,22	5119,49	5227,89
RMSE 6 m.		18459,20	13838,87	14199,06
RMSE 12 m.		25077,72	18267,57	16387,54
MAPE 3 m.		5,587%	6,470%	7,590%
MAPE 6 m.		8,086%	6,891%	7,429%
MAPE 12 m.		8,310%	7,039%	6,785%
MAE 3 m.		3565,08	4039,62	4541,47
MAE 6 m.		13956,67	10635,06	11163,27
MAE 12 m.		19388,51	14455,03	13193,56
U-Theil 3 m.		0,041	0,044	0,045
U-Theil 6.		0,047	0,034	0,035
U-Theil 12 m.		0,042	0,030	0,027

Murcia (MJV)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	19.118	16.260	16.380	16.272
feb-15	18.332	17.339	18.103	17.992
mar-15	28.517	32.739	32.018	30.337
abr-15	113.198	64.471	78.432	79.341
may-15	129.994	82.290	96.928	95.779
jun-15	144.573	88.695	108.038	105.490
jul-15	159.520	101.665	121.816	121.178
ago-15	155.722	103.503	124.418	122.840
sep-15	138.612	91.974	109.924	107.936
oct-15	115.944	76.978	91.995	92.142
nov-15	25.012	18.448	24.070	23.055
dic-15	18.176	12.267	16.287	15.903
RMSE 3 m.		2998,84	2569,38	1960,15
RMSE 6 m.		36053,91	24687,10	25350,80
RMSE 12 m.		38345,70	24931,89	25696,82
MAPE 3 m.		11,723%	9,282%	7,707%
MAPE 6 m.		25,594%	18,211%	17,731%
MAPE 12 m.		29,114%	17,377%	17,877%
MAE 3 m.		2690,85	2155,90	1668,65
MAE 6 m.		26730,23	18472,62	18693,51
MAE 12 m.		30711,02	19609,28	20174,50
U-Theil 3 m.		0,065	0,056	0,044
U-Theil 6.		0,238	0,152	0,157
U-Theil 12 m.		0,219	0,132	0,137

Asturias (OVD)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	61.368	65.306	67.703	67.323
feb-15	62.273	66.129	72.547	71.212
mar-15	86.425	81.974	89.954	87.490
abr-15	92.050	83.630	91.137	90.439
may-15	91.396	82.969	93.457	92.171
jun-15	107.230	93.843	102.330	101.121
jul-15	127.301	107.822	117.236	114.869
ago-15	126.033	104.286	109.919	109.762
sep-15	112.673	93.561	105.212	103.679
oct-15	90.061	77.876	91.763	90.128
nov-15	72.963	69.579	82.953	78.141
dic-15	86.431	74.618	81.873	78.596
RMSE 3 m.		4090,17	7260,23	6231,73
RMSE 6 m.		7866,74	5586,11	5115,74
RMSE 12 m.		12544,80	7785,39	7881,58
MAPE 3 m.		5,920%	10,301%	8,430%
MAPE 6 m.		8,102%	6,454%	5,598%
MAPE 12 m.		10,831%	7,241%	6,707%
MAE 3 m.		4081,69	6712,45	5319,68
MAE 6 m.		7079,84	4668,71	4075,80
MAE 12 m.		10850,01	6491,93	6269,38
U-Theil 3 m.		0,029	0,049	0,042
U-Theil 6.		0,048	0,032	0,030
U-Theil 12 m.		0,070	0,041	0,042

Palma de Mallorca (PMI)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	564.636	580.205	566.766	585.661
feb-15	625.387	625.905	610.733	627.750
mar-15	950.366	966.974	918.022	930.918
abr-15	1.740.758	1.763.139	1.734.459	1.774.244
may-15	2.626.515	2.661.606	2.555.624	2.615.065
jun-15	3.027.807	3.239.829	3.106.806	3.145.689
jul-15	3.501.702	3.677.128	3.538.077	3.647.893
ago-15	3.773.658	3.989.750	3.808.062	3.911.383
sep-15	3.111.321	3.264.752	3.113.743	3.169.053
oct-15	2.371.100	2.377.959	2.272.388	2.348.792
nov-15	761.188	777.506	745.534	750.519
dic-15	675.844	672.976	644.453	659.668
RMSE 3 m.		13146,41	20537,86	16591,75
RMSE 6 m.		88698,09	45773,85	51598,45
RMSE 12 m.		111256,63	46599,81	71016,83
MAPE 3 m.		1,529%	2,041%	2,049%
MAPE 6 m.		2,369%	1,966%	2,067%
MAPE 12 m.		2,728%	2,057%	2,235%
MAE 3 m.		10898,22	16375,98	14278,54
MAE 6 m.		50364,77	34219,55	34275,52
MAE 12 m.		72765,13	35356,23	49704,64
U-Theil 3 m.		0,009	0,014	0,011
U-Theil 6.		0,023	0,012	0,014
U-Theil 12 m.		0,024	0,010	0,015

Reus (Reu)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	8.038	6.731	5.806	6.136
feb-15	7.220	7.131	8.341	8.430
mar-15	9.752	9.963	18.298	17.583
abr-15	26.845	43.661	42.805	46.903
may-15	81.709	109.043	89.801	100.784
jun-15	122.972	144.596	112.113	123.736
jul-15	129.436	173.302	125.223	141.855
ago-15	129.794	184.377	126.530	145.240
sep-15	105.522	157.000	105.341	118.613
oct-15	58.417	81.821	67.134	77.824
nov-15	7.218	12.498	9.988	10.370
dic-15	7.207	9.003	7.238	8.200
RMSE 3 m.		766,10	5140,45	4704,64
RMSE 6 m.		15807,68	9286,33	11783,90
RMSE 12 m.		28331,00	7242,85	12196,09
MAPE 3 m.		6,553%	43,641%	40,242%
MAPE 6 m.		22,223%	34,852%	36,568%
MAPE 12 m.		33,016%	22,398%	28,665%
MAE 3 m.		535,74	3966,26	3647,69
MAE 6 m.		11230,23	7801,78	8473,29
MAE 12 m.		20649,09	5498,80	9612,40
U-Theil 3 m.		0,047	0,251	0,233
U-Theil 6.		0,115	0,075	0,091
U-Theil 12 m.		0,156	0,047	0,075

Santiago (SCQ)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	125.695	128.781	130.966	129.519
feb-15	119.608	127.458	133.369	129.778
mar-15	157.330	162.110	169.563	164.217
abr-15	196.308	172.951	188.568	187.645
may-15	195.127	167.295	185.406	184.989
jun-15	203.161	177.146	194.533	193.677
jul-15	253.125	206.964	228.717	228.916
ago-15	282.165	218.343	237.922	241.721
sep-15	235.755	186.588	206.437	206.524
oct-15	210.237	169.984	190.350	191.001
nov-15	149.232	135.943	155.860	147.591
dic-15	164.338	140.756	161.501	157.614
RMSE 3 m.		5597,17	11057,37	7426,88
RMSE 6 m.		18667,83	9963,66	8497,42
RMSE 12 m.		32996,85	19269,90	18090,96
MAPE 3 m.		4,019%	7,825%	5,307%
MAPE 6 m.		8,504%	6,108%	5,033%
MAPE 12 m.		12,928%	7,503%	6,736%
MAE 3 m.		5238,40	10421,65	6960,11
MAE 6 m.		15486,51	9559,01	8194,12
MAE 12 m.		27432,81	15389,72	14220,85
U-Theil 3 m.		0,020	0,039	0,027
U-Theil 6.		0,057	0,029	0,025
U-Theil 12 m.		0,090	0,050	0,048

Sevilla (SVQ)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	248.883	239.535	241.311	240.477
feb-15	265.561	247.578	254.711	257.274
mar-15	343.546	319.275	328.813	325.594
abr-15	407.901	370.546	376.056	366.855
may-15	413.676	378.805	385.032	373.401
jun-15	377.829	348.524	353.596	342.821
jul-15	393.860	368.233	380.678	370.366
ago-15	405.897	367.625	373.386	376.703
sep-15	402.452	360.249	366.712	358.602
oct-15	394.976	354.066	362.397	354.703
nov-15	315.227	277.862	289.474	278.119
dic-15	317.442	271.828	282.486	279.829
RMSE 3 m.		18255,88	11432,74	12404,41
RMSE 6 m.		27294,62	21656,25	28850,12
RMSE 12 m.		33569,56	26249,73	32576,40
MAPE 3 m.		5,864%	3,806%	3,908%
MAPE 6 m.		7,156%	5,427%	6,798%
MAPE 12 m.		8,828%	6,686%	8,221%
MAE 3 m.		17200,45	11051,72	11548,28
MAE 6 m.		25522,02	19646,23	25162,21
MAE 12 m.		31926,94	24383,20	30208,72
U-Theil 3 m.		0,033	0,020	0,022
U-Theil 6.		0,041	0,032	0,043
U-Theil 12 m.		0,049	0,038	0,047

Tenerife Norte (TFN)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	262.308	269.202	269.523	268.764
feb-15	256.963	251.405	255.121	254.717
mar-15	292.451	294.700	297.972	293.564
abr-15	308.467	296.307	300.716	304.177
may-15	313.074	299.750	304.896	307.244
jun-15	320.555	311.107	315.611	314.462
jul-15	362.650	345.726	353.761	350.874
ago-15	396.588	355.847	359.570	359.867
sep-15	335.103	310.944	316.096	315.406
oct-15	329.656	306.547	313.136	316.291
nov-15	298.327	274.752	282.655	276.384
dic-15	328.626	302.709	310.864	307.434
RMSE 3 m.		5275,06	5351,97	3998,31
RMSE 6 m.		9111,58	6289,31	4786,74
RMSE 12 m.		19978,22	15497,20	16129,15
MAPE 3 m.		1,853%	1,785%	1,239%
MAPE 6 m.		2,784%	2,004%	1,478%
MAPE 12 m.		5,138%	3,762%	3,759%
MAE 3 m.		4900,50	4859,40	3271,58
MAE 6 m.		8272,14	5908,52	4337,95
MAE 12 m.		17004,84	12526,59	12560,17
U-Theil 3 m.		0,010	0,010	0,007
U-Theil 6.		0,016	0,011	0,008
U-Theil 12 m.		0,032	0,025	0,026

Tenerife Sur (TFS)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	804.358	808.140	812.033	798.919
feb-15	765.227	770.475	787.699	768.271
mar-15	869.673	887.691	917.794	877.176
abr-15	734.864	785.630	814.724	798.468
may-15	625.834	636.228	644.258	625.650
jun-15	610.214	616.691	641.539	616.480
jul-15	700.054	714.514	742.896	713.615
ago-15	752.898	778.961	789.745	769.822
sep-15	666.933	681.722	701.852	678.045
oct-15	809.654	826.025	842.003	820.158
nov-15	837.037	834.990	871.137	821.662
dic-15	816.964	806.451	841.329	807.760
RMSE 3 m.		11052,88	30981,53	5631,55
RMSE 6 m.		22707,03	41987,91	26394,12
RMSE 12 m.		19543,66	38506,81	20826,90
MAPE 3 m.		1,076%	3,141%	0,646%
MAPE 6 m.		2,143%	4,728%	1,941%
MAPE 12 m.		2,013%	4,639%	1,813%
MAE 3 m.		9016,03	26089,56	5328,59
MAE 6 m.		15780,83	34646,24	14340,03
MAE 12 m.		14910,67	34441,62	13559,96
U-Theil 3 m.		0,007	0,019	0,003
U-Theil 6.		0,015	0,028	0,018
U-Theil 12 m.		0,013	0,025	0,014

Valencia (VLC)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	270.469	269.724	269.387	267.941
feb-15	274.258	274.942	281.141	280.718
mar-15	359.863	353.272	365.263	358.998
abr-15	446.141	422.127	423.326	408.580
may-15	445.832	416.755	421.560	406.837
jun-15	477.635	440.627	442.009	425.856
jul-15	547.999	512.066	524.130	495.127
ago-15	598.266	546.184	546.289	533.117
sep-15	489.228	458.610	464.037	446.863
oct-15	461.850	427.677	435.301	417.602
nov-15	341.247	310.859	330.060	313.873
dic-15	329.202	296.894	313.823	303.473
RMSE 3 m.		3849,94	5089,58	4036,08
RMSE 6 m.		21741,68	20234,11	30717,44
RMSE 12 m.		30155,66	24881,20	38584,49
MAPE 3 m.		0,785%	1,470%	1,177%
MAPE 6 m.		3,668%	3,738%	5,256%
MAPE 12 m.		5,804%	4,526%	7,179%
MAE 3 m.		2673,45	4455,15	3284,54
MAE 6 m.		16353,26	16012,90	23031,44
MAE 12 m.		26135,08	20852,38	32993,73
U-Theil 3 m.		0,006	0,008	0,007
U-Theil 6.		0,029	0,027	0,041
U-Theil 12 m.		0,036	0,030	0,047

Pasajeros comerciales resto

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)
ene-15	418.546	409.936	416.321	414.759
feb-15	449.616	405.397	420.365	414.961
mar-15	559.620	518.263	531.450	515.936
abr-15	641.546	589.250	593.644	585.559
may-15	663.349	612.880	625.072	609.553
jun-15	689.164	654.251	649.557	632.609
jul-15	791.949	735.176	743.483	717.367
ago-15	767.927	722.970	720.165	707.851
sep-15	728.389	671.717	667.812	650.674
oct-15	685.645	626.808	633.569	617.915
nov-15	498.228	471.954	483.338	460.306
dic-15	496.663	457.526	466.451	449.774
RMSE 3 m.		35307,40	23481,06	32267,95
RMSE 6 m.		41313,25	34113,79	45370,09
RMSE 12 m.		45074,46	39925,55	54609,02
MAPE 3 m.		6,427%	4,024%	5,473%
MAPE 6 m.		6,685%	5,176%	6,910%
MAPE 12 m.		6,887%	5,698%	8,025%
MAE 3 m.		31395,20	19881,62	27375,67
MAE 6 m.		38643,86	30905,10	41410,82
MAE 12 m.		42876,04	36617,79	51114,79
U-Theil 3 m.		0,038	0,025	0,035
U-Theil 6.		0,037	0,030	0,041
U-Theil 12 m.		0,037	0,033	0,045

Evaluación de los pronósticos de los pasajeros comerciales aéreos, modelos individuales por aeropuerto
(año 2016)

Lanzarote (ACE)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	482.376	479.545	469.021	476.064	474.876	473.825	473.693	473.767
feb-16	480.995	474.118	459.033	469.846	467.666	466.165	465.525	467.495
mar-16	552.118	573.807	545.045	574.852	564.568	561.779	569.853	554.158
abr-16	519.744	500.857	530.414	516.119	515.797	518.793	521.226	527.240
may-16	518.673	483.082	481.728	505.626	490.145	490.193	489.970	501.143
jun-16	531.604	506.538	510.347	522.557	513.147	513.645	513.757	522.760
jul-16	625.229	609.559	598.172	611.561	606.430	605.339	609.452	599.971
ago-16	636.888	645.628	657.004	650.007	650.880	652.021	648.877	656.284
sep-16	562.882	536.268	539.960	534.862	537.030	537.378	536.075	536.113
oct-16	608.779	581.731	578.424	592.659	584.272	584.037	584.371	595.701
nov-16	535.768	511.321	522.190	524.233	519.248	520.408	519.355	531.090
dic-16	549.394	488.883	492.652	491.605	491.047	491.435	491.619	495.435
RMSE 3 m.		13237,64	15391,67	15066,27	11385,83	11348,87	14482,52	9318,96
RMSE 6 m.		21515,42	20981,63	12557,76	16119,23	15921,20	17194,00	10818,34
RMSE 12 m.		27077,78	26815,64	22027,84	24245,90	24158,02	24304,06	21481,44
MAPE 3 m.		1,982%	2,872%	2,581%	2,194%	2,202%	2,743%	1,654%
MAPE 6 m.		3,526%	3,632%	2,110%	2,719%	2,610%	2,901%	1,908%
MAPE 12 m.		4,149%	4,266%	3,100%	3,653%	3,602%	3,680%	3,011%
MAE 3 m.		10465,51	14129,99	13398,42	11092,91	11014,10	13962,53	8049,82
MAE 6 m.		18490,16	18543,79	10985,62	14035,06	13405,30	14986,54	9669,77
MAE 12 m.		22830,84	23502,71	17180,39	20185,58	19918,31	20257,48	16762,95
U-Theil 3 m.		0,013	0,015	0,015	0,011	0,011	0,014	0,009
U-Theil 6 m.		0,021	0,021	0,012	0,016	0,016	0,017	0,011
U-Theil 12 m.		0,025	0,025	0,020	0,022	0,022	0,022	0,020

Málaga (AGP)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	729.928	717.425	685.171	695.216	699.271	698.558	702.785	690.671
feb-16	790.747	769.095	722.026	744.263	745.128	745.358	751.329	734.129
mar-16	1.094.433	1.017.799	970.809	1.023.595	1.004.068	1.009.420	1.014.901	987.303
abr-16	1.443.038	1.403.453	1.385.015	1.340.153	1.376.207	1.367.324	1.376.082	1.386.829
may-16	1.623.006	1.587.324	1.528.467	1.568.907	1.561.566	1.563.969	1.554.083	1.557.927
jun-16	1.683.345	1.639.241	1.585.092	1.601.681	1.608.671	1.607.429	1.611.750	1.611.813
jul-16	1.960.093	1.932.823	1.806.104	1.848.819	1.862.582	1.860.328	1.870.044	1.853.282
ago-16	1.944.927	1.887.612	1.867.307	1.839.534	1.864.818	1.858.658	1.861.245	1.885.390
sep-16	1.774.388	1.704.795	1.642.712	1.630.046	1.659.184	1.652.453	1.654.178	1.669.638
oct-16	1.707.304	1.607.457	1.526.808	1.537.578	1.557.281	1.553.097	1.546.792	1.551.729
nov-16	961.795	876.180	852.427	856.077	861.561	860.409	864.382	863.206
dic-16	908.665	842.342	791.444	785.814	806.533	801.811	809.018	805.372
RMSE 3 m.		46539,82	85651,65	52863,47	61065,00	58513,29	53590,66	73538,15
RMSE 6 m.		43365,18	85602,35	68998,50	64555,22	64875,08	61880,71	69203,90
RMSE 12 m.		59057,21	111551,03	103265,22	89993,77	92643,14	90240,42	90945,71
MAPE 3 m.		3,818%	8,706%	5,702%	6,075%	5,935%	5,324%	7,442%
MAPE 6 m.		3,169%	6,967%	5,403%	5,180%	5,200%	4,852%	5,747%
MAPE 12 m.		4,110%	7,993%	7,175%	6,426%	6,578%	6,273%	6,635%
MAE 3 m.		36929,58	79033,96	50677,85	55547,13	53923,96	48697,85	67668,27
MAE 6 m.		38360,01	81319,49	65113,67	61597,72	62073,16	58928,07	65970,72
MAE 12 m.		53010,20	104857,26	95832,16	84566,54	86904,63	83756,72	85364,86
U-Theil 3 m.		0,027	0,051	0,031	0,036	0,034	0,031	0,043
U-Theil 6 m.		0,017	0,034	0,028	0,026	0,026	0,025	0,028
U-Theil 12 m.		0,021	0,040	0,037	0,032	0,033	0,032	0,032

Alicante (ALC)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	592.476	580.411	562.682	575.551	572.881	573.089	574.139	580.305
feb-16	610.253	605.252	580.055	597.193	594.166	594.424	594.054	604.642
mar-16	835.837	801.215	766.958	806.532	791.568	792.448	797.209	801.957
abr-16	1.016.372	1.054.803	1.057.803	1.052.027	1.054.878	1.054.726	1.054.981	1.068.177
may-16	1.134.966	1.179.820	1.150.891	1.193.712	1.174.808	1.175.856	1.176.458	1.186.211
jun-16	1.241.558	1.255.302	1.231.332	1.258.869	1.248.501	1.249.112	1.252.022	1.270.472
jul-16	1.463.280	1.482.700	1.425.127	1.471.956	1.459.928	1.460.767	1.466.373	1.483.227
ago-16	1.446.365	1.459.974	1.448.790	1.455.100	1.454.621	1.454.693	1.453.491	1.497.137
sep-16	1.295.002	1.282.881	1.255.299	1.267.288	1.268.489	1.268.551	1.268.647	1.307.623
oct-16	1.225.884	1.204.575	1.170.107	1.193.745	1.189.476	1.189.835	1.186.826	1.221.138
nov-16	772.776	742.649	730.819	743.982	739.150	739.438	737.293	773.373
dic-16	699.106	692.154	665.294	675.937	677.795	677.822	677.619	709.968
RMSE 3 m.		21363,93	46704,66	20942,84	29453,06	28919,45	26399,35	21035,63
RMSE 6 m.		29002,86	37900,44	32501,02	30878,05	30846,63	30034,69	35292,27
RMSE 12 m.		24437,43	38374,39	28367,27	28008,13	27911,15	28008,42	29929,22
MAPE 3 m.		2,333%	6,073%	2,834%	3,747%	3,686%	3,457%	2,342%
MAPE 6 m.		2,640%	4,087%	3,097%	3,183%	3,174%	3,111%	3,161%
MAPE 12 m.		2,139%	3,765%	2,632%	2,693%	2,678%	2,688%	2,236%
MAE 3 m.		17229,28	42957,28	19763,36	26649,97	26201,48	24387,98	17220,74
MAE 6 m.		24786,17	32742,25	28500,41	27540,09	27567,00	27288,07	30604,25
MAE 12 m.		21021,18	34023,24	25019,24	24558,87	24447,14	24694,20	23597,49
U-Theil 3 m.		0,016	0,035	0,015	0,022	0,021	0,020	0,015
U-Theil 6 m.		0,015	0,020	0,017	0,016	0,016	0,016	0,019
U-Theil 12 m.		0,011	0,018	0,013	0,013	0,013	0,013	0,014

Barcelona (BCN)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	2.514.531	2.373.481	2.360.472	2.377.181	2.370.378	2.368.674	2.370.085	2.369.111
feb-16	2.669.791	2.397.885	2.392.482	2.418.867	2.403.078	2.399.889	2.406.999	2.423.811
mar-16	3.298.822	3.160.341	3.065.277	3.146.820	3.124.146	3.116.869	3.118.808	3.140.190
abr-16	3.618.199	3.498.062	3.527.231	3.487.751	3.504.348	3.508.427	3.504.427	3.514.936
may-16	4.046.568	3.866.788	3.799.331	3.870.554	3.845.558	3.838.689	3.842.074	3.836.344
jun-16	4.195.377	4.133.027	4.092.116	4.119.597	4.114.913	4.112.753	4.109.564	4.111.387
jul-16	4.665.891	4.580.607	4.502.384	4.570.613	4.551.201	4.545.069	4.543.327	4.548.927
ago-16	4.697.746	4.746.726	4.698.837	4.672.499	4.706.021	4.710.957	4.715.689	4.693.564
sep-16	4.357.893	4.281.046	4.224.514	4.216.799	4.240.786	4.243.631	4.248.710	4.234.071
oct-16	4.016.320	3.870.317	3.820.815	3.840.089	3.843.740	3.842.909	3.843.972	3.833.513
nov-16	3.041.329	2.947.681	2.912.555	2.914.273	2.924.836	2.925.773	2.925.018	2.834.528
dic-16	2.998.751	2.788.942	2.760.235	2.756.001	2.768.392	2.769.877	2.768.790	2.736.528
RMSE 3 m.		194083,05	227432,95	187022,56	202012,64	205935,44	201931,63	188694,81
RMSE 6 m.		165149,42	198007,23	162620,43	174293,26	177632,02	175335,36	167694,74
RMSE 12 m.		145295,88	180615,15	156637,43	159589,17	161491,75	160165,07	168993,29
MAPE 3 m.		6,664%	7,864%	6,490%	7,006%	7,142%	7,015%	6,602%
MAPE 6 m.		4,874%	5,780%	4,872%	5,175%	5,261%	5,215%	4,976%
MAPE 12 m.		3,965%	4,860%	4,309%	4,348%	4,401%	4,382%	4,616%
MAE 3 m.		183812,12	221637,34	180091,93	195180,46	199237,37	195750,54	183343,99
MAE 6 m.		152283,87	184396,22	153752,95	163477,68	166331,38	165221,77	157918,34
MAE 12 m.		131189,60	163929,17	144181,12	145030,69	147010,41	146636,83	153692,35
U-Theil 3 m.		0,035	0,042	0,034	0,037	0,037	0,037	0,034
U-Theil 6 m.		0,024	0,029	0,024	0,026	0,026	0,026	0,025
U-Theil 12 m.		0,020	0,025	0,021	0,022	0,022	0,022	0,023

Bilbao (BIO)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	258.758	253.282	255.364	257.190	255.279	255.472	255.274	253.011
feb-16	280.130	282.322	277.340	281.042	280.235	279.525	280.906	275.349
mar-16	357.851	354.703	345.768	357.288	352.586	351.163	354.385	347.403
abr-16	373.928	370.802	379.586	370.588	373.659	374.987	374.090	387.373
may-16	405.504	383.202	381.267	392.334	385.601	385.029	385.659	392.660
jun-16	434.044	421.013	418.756	423.165	420.978	420.572	420.796	430.930
jul-16	499.515	478.748	473.774	481.258	477.927	477.101	477.511	492.990
ago-16	468.045	462.411	456.090	451.836	456.779	456.154	456.486	473.941
sep-16	438.237	427.837	425.999	423.511	425.782	425.639	425.663	439.875
oct-16	398.825	389.146	392.689	393.975	391.937	392.321	392.365	405.149
nov-16	341.548	322.800	330.084	323.299	325.394	326.474	326.484	333.106
dic-16	314.013	303.440	310.354	306.175	306.656	307.612	307.757	313.986
RMSE 3 m.		3860,13	7422,94	1096,35	3643,79	4316,48	2872,72	7417,13
RMSE 6 m.		10967,27	13028,77	7148,04	10056,25	10470,21	9950,80	9313,79
RMSE 12 m.		12415,71	13404,78	11319,13	11963,08	12147,45	11824,43	7701,48
MAPE 3 m.		1,259%	1,895%	0,363%	0,951%	1,118%	0,864%	2,282%
MAPE 6 m.		2,186%	2,783%	1,289%	1,807%	1,965%	1,764%	2,388%
MAPE 12 m.		2,678%	2,771%	2,272%	2,435%	2,481%	2,362%	1,778%
MAE 3 m.		3605,27	6088,84	1014,17	2949,52	3526,48	2575,44	6991,82
MAE 6 m.		8212,59	10575,07	5071,97	7014,54	7597,55	6830,16	8396,47
MAE 12 m.		10422,99	11220,31	9213,44	9816,24	10038,90	9574,83	6602,57
U-Theil 3 m.		0,006	0,012	0,002	0,006	0,007	0,005	0,012
U-Theil 6 m.		0,016	0,018	0,010	0,014	0,015	0,014	0,013
U-Theil 12 m.		0,016	0,018	0,015	0,016	0,016	0,015	0,010

Fuerteventura (FUE)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	416.350	409.812	396.472	397.170	401.151	403.057	398.066	398.550
feb-16	426.470	403.757	384.761	388.847	392.455	395.037	394.248	394.406
mar-16	478.855	472.265	458.693	477.845	469.601	470.750	469.056	463.801
abr-16	469.047	438.228	440.602	434.710	437.846	437.754	438.274	435.556
may-16	423.683	406.256	391.614	406.405	401.425	402.916	403.636	414.598
jun-16	432.920	417.798	406.911	419.056	414.588	415.648	416.999	425.036
jul-16	512.876	512.379	489.887	506.695	502.987	505.531	500.670	500.983
ago-16	540.149	548.243	553.041	559.642	553.642	552.663	551.201	562.175
sep-16	456.873	462.991	454.246	461.295	459.511	460.478	458.437	464.822
oct-16	541.723	515.965	478.067	495.728	496.587	501.330	500.343	518.559
nov-16	461.560	447.908	431.900	436.780	438.863	440.977	440.007	462.399
dic-16	447.492	426.677	407.082	412.392	415.383	417.999	416.261	427.581
RMSE 3 m.		14166,18	29104,96	24388,48	22163,49	20252,13	22125,25	22888,13
RMSE 6 m.		18638,06	29026,61	23993,77	23375,95	22133,20	22623,43	21748,40
RMSE 12 m.		17006,36	32043,74	25582,48	24407,72	22523,93	23267,91	19281,80
MAPE 3 m.		2,757%	6,255%	4,547%	4,520%	4,085%	4,664%	4,979%
MAPE 6 m.		3,742%	6,401%	4,707%	4,950%	4,636%	4,827%	4,341%
MAPE 12 m.		3,146%	6,088%	4,644%	4,594%	4,239%	4,418%	3,591%
MAE 3 m.		11947,01	27249,62	19271,15	19489,26	17610,38	20101,56	21639,57
MAE 6 m.		16534,94	28045,20	20548,89	21709,68	20360,47	21174,29	19229,73
MAE 12 m.		14512,04	28375,43	21605,41	21351,68	19674,67	20502,73	16763,32
U-Theil 3 m.		0,016	0,034	0,028	0,026	0,023	0,026	0,027
U-Theil 6 m.		0,021	0,034	0,028	0,027	0,026	0,026	0,025
U-Theil 12 m.		0,018	0,035	0,028	0,027	0,024	0,025	0,021

Girona (GRO)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	46.434	44.343	45.827	45.846	45.339	44.595	45.149	45.984
feb-16	50.507	43.177	45.202	45.677	44.685	43.556	44.402	45.938
mar-16	74.820	59.816	64.680	67.241	63.912	60.839	65.305	65.884
abr-16	139.223	143.419	158.863	155.096	152.459	145.734	150.586	157.142
may-16	174.354	165.819	186.599	191.045	181.154	169.679	178.122	185.403
jun-16	203.442	179.851	202.465	204.267	195.528	183.814	191.920	202.218
jul-16	256.783	213.299	235.092	240.525	229.639	217.408	225.443	239.689
ago-16	256.648	219.522	241.831	238.401	233.251	223.023	231.025	244.768
sep-16	198.341	182.853	204.815	203.826	197.165	186.487	193.639	205.451
oct-16	160.278	152.972	171.914	172.278	165.721	156.202	162.617	172.228
nov-16	49.160	51.931	58.203	58.705	56.280	53.031	55.572	56.957
dic-16	38.636	39.892	44.882	44.872	43.215	40.734	42.683	43.928
RMSE 3 m.		9716,62	6616,46	5199,78	7166,42	9076,96	6568,69	5800,24
RMSE 6 m.		12451,37	10551,28	10102,30	8545,53	10775,40	8221,13	9535,92
RMSE 12 m.		19369,09	11747,78	11231,36	12332,45	17209,91	13320,84	10251,47
MAPE 3 m.		13,024%	8,455%	6,986%	9,488%	12,136%	9,190%	7,319%
MAPE 6 m.		9,763%	7,829%	7,057%	7,627%	8,902%	7,260%	6,961%
MAPE 12 m.		9,269%	8,857%	8,466%	7,981%	8,639%	7,758%	7,804%
MAE 3 m.		8141,90	5350,77	4332,39	5941,69	7590,30	5634,73	4651,57
MAE 6 m.		10124,64	8152,49	7730,99	7629,36	8930,62	7259,58	7357,88
MAE 12 m.		14014,89	9901,87	9513,15	9553,02	12373,51	9835,06	8772,58
U-Theil 3 m.		0,090	0,059	0,046	0,065	0,083	0,059	0,052
U-Theil 6 m.		0,050	0,040	0,038	0,033	0,043	0,032	0,036
U-Theil 12 m.		0,064	0,037	0,035	0,040	0,057	0,043	0,032

Ibiza (IBZ)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	126.626	123.180	118.472	121.487	121.046	120.977	120.774	122.428
feb-16	128.639	127.380	123.166	128.741	126.429	126.961	126.327	131.440
mar-16	193.955	192.095	177.400	193.086	187.527	188.607	187.222	193.294
abr-16	340.944	322.534	319.797	310.935	317.755	315.524	319.160	337.239
may-16	768.576	704.728	679.223	709.217	697.723	700.169	696.974	692.833
jun-16	1.063.955	1.039.535	990.725	1.018.306	1.016.189	1.014.713	1.017.001	1.012.763
jul-16	1.308.538	1.370.862	1.254.283	1.298.711	1.307.952	1.299.999	1.303.663	1.293.389
ago-16	1.384.877	1.413.336	1.394.553	1.385.353	1.397.747	1.393.088	1.395.339	1.410.178
sep-16	1.120.459	1.101.278	1.048.143	1.050.342	1.066.588	1.059.236	1.061.789	1.059.460
oct-16	651.627	559.960	524.709	532.911	539.193	535.708	531.623	540.945
nov-16	156.241	151.050	145.959	149.654	148.887	148.902	148.526	157.911
dic-16	150.351	159.967	149.350	150.178	153.165	151.776	153.745	163.480
RMSE 3 m.		2374,63	11113,22	3009,92	5077,24	4594,48	5320,54	2938,76
RMSE 6 m.		28950,33	48587,17	33002,50	36324,57	36087,51	36265,16	37410,54
RMSE 12 m.		39383,85	56749,58	46264,68	44430,00	45821,75	46492,20	46019,38
MAPE 3 m.		1,553%	6,410%	1,529%	3,146%	2,841%	3,297%	1,945%
MAPE 6 m.		3,443%	7,323%	4,234%	4,991%	4,918%	5,002%	3,598%
MAPE 12 m.		4,415%	6,830%	4,583%	4,964%	4,971%	5,165%	4,734%
MAE 3 m.		2188,06	10060,78	2037,00	4739,18	4224,94	4965,77	2553,56
MAE 6 m.		18873,73	35652,08	23521,22	26004,29	25957,42	25872,81	23050,20
MAE 12 m.		27473,34	40696,82	28918,61	28829,56	29866,77	30029,73	30435,91
U-Theil 3 m.		0,008	0,038	0,010	0,017	0,015	0,018	0,010
U-Theil 6 m.		0,026	0,045	0,030	0,033	0,033	0,033	0,034
U-Theil 12 m.		0,025	0,037	0,030	0,029	0,030	0,030	0,030

Gran Canaria (LPA)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	1.061.851	1.039.391	999.763	1.024.905	1.021.353	1.019.786	1.024.303	1.026.735
feb-16	1.018.381	991.266	951.744	976.196	973.069	971.505	972.092	973.291
mar-16	1.121.198	1.114.171	1.076.456	1.126.578	1.105.735	1.104.292	1.111.370	1.089.387
abr-16	954.170	896.552	912.867	894.509	901.310	901.940	901.448	901.785
may-16	827.406	740.833	737.712	753.664	744.070	743.972	741.065	721.933
jun-16	841.403	746.953	750.038	754.078	750.356	750.489	750.409	725.070
jul-16	980.351	899.199	872.488	884.906	885.531	884.467	891.823	853.085
ago-16	1.005.277	895.102	909.307	901.428	901.946	902.509	901.886	891.440
sep-16	879.411	805.877	804.740	800.362	803.660	803.605	803.909	789.758
oct-16	1.059.451	990.938	965.234	983.400	979.857	978.845	979.267	976.880
nov-16	1.059.146	1.053.068	1.055.228	1.072.301	1.060.199	1.060.318	1.058.330	1.084.426
dic-16	1.133.562	1.087.809	1.063.471	1.078.769	1.076.683	1.075.721	1.074.570	1.096.407
RMSE 3 m.		20728,52	58587,04	32524,66	36205,02	37650,22	34876,18	37762,90
RMSE 6 m.		59195,32	68794,01	57440,67	60499,40	60837,41	60777,45	72663,84
RMSE 12 m.		65815,53	75620,20	67638,00	68883,33	69253,75	68496,31	80473,08
MAPE 3 m.		1,801%	5,460%	2,701%	3,214%	3,357%	2,986%	3,524%
MAPE 6 m.		5,522%	7,068%	5,608%	6,013%	6,073%	5,956%	7,106%
MAPE 12 m.		5,984%	7,241%	6,330%	6,439%	6,490%	6,374%	7,550%
MAE 3 m.		18867,06	57822,52	28170,35	33757,85	35282,30	31221,39	37338,71
MAE 6 m.		49206,99	65971,44	50873,21	54752,82	55404,13	53953,61	64367,89
MAE 12 m.		56703,84	70213,18	60631,79	61662,09	62208,52	60927,80	71830,82
U-Theil 3 m.		0,010	0,028	0,015	0,017	0,018	0,017	0,018
U-Theil 6 m.		0,031	0,036	0,030	0,032	0,032	0,032	0,038
U-Theil 12 m.		0,034	0,039	0,035	0,035	0,036	0,035	0,042

Madrid (MAD)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	3.511.237	3.433.550	3.421.603	3.434.630	3.429.928	3.429.489	3.433.153	3.434.962
feb-16	3.458.376	3.350.236	3.327.349	3.276.902	3.318.162	3.309.482	3.312.409	3.291.913
mar-16	3.983.455	4.001.887	3.975.787	4.036.900	4.004.858	4.007.294	3.999.081	3.981.913
abr-16	3.932.760	4.014.892	4.133.866	4.036.304	4.061.687	4.069.402	4.084.120	4.086.575
may-16	4.287.220	4.258.079	4.227.928	4.290.319	4.258.776	4.260.737	4.259.890	4.313.832
jun-16	4.408.961	4.429.660	4.414.578	4.431.585	4.425.274	4.424.779	4.425.199	4.486.527
jul-16	4.900.535	4.897.608	4.859.616	4.911.144	4.889.456	4.889.111	4.887.606	4.969.613
ago-16	4.787.102	4.805.432	4.805.322	4.749.762	4.786.839	4.781.045	4.782.856	4.897.880
sep-16	4.606.449	4.597.008	4.537.518	4.528.351	4.554.292	4.544.410	4.550.246	4.677.153
oct-16	4.510.697	4.495.687	4.454.439	4.468.264	4.472.797	4.468.043	4.470.139	4.603.135
nov-16	3.937.660	3.851.092	3.858.453	3.803.877	3.837.808	3.833.238	3.838.845	3.956.305
dic-16	4.029.918	3.870.228	3.830.291	3.806.503	3.835.674	3.827.206	3.830.024	3.938.392
RMSE 3 m.		77608,29	91762,37	117838,78	94391,22	99029,41	95999,44	105719,88
RMSE 6 m.		65944,97	107433,44	93897,84	86049,02	90409,21	92707,58	103210,10
RMSE 12 m.		70561,09	102184,14	104131,09	89632,31	94372,64	94109,40	92747,85
MAPE 3 m.		1,934%	2,178%	2,924%	2,302%	2,411%	2,279%	2,341%
MAPE 6 m.		1,507%	2,193%	1,998%	1,870%	1,947%	1,949%	2,219%
MAPE 12 m.		1,348%	2,007%	2,047%	1,732%	1,835%	1,803%	1,947%
MAE 3 m.		68086,00	76109,49	103842,09	80975,19	84827,11	79892,30	81426,42
MAE 6 m.		56038,25	82390,58	73465,68	69435,12	72237,31	72434,22	83712,12
MAE 12 m.		52349,60	79792,18	80539,31	67675,55	71894,29	70604,19	79620,12
U-Theil 3 m.		0,011	0,013	0,016	0,013	0,014	0,013	0,015
U-Theil 6 m.		0,008	0,014	0,012	0,011	0,011	0,012	0,013
U-Theil 12 m.		0,008	0,012	0,012	0,011	0,011	0,011	0,011

Menorca (MAH)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	53.781	50.452	48.347	50.822	49.874	49.859	49.822	50.841
feb-16	63.778	56.312	53.753	55.975	55.347	55.238	55.145	57.223
mar-16	95.547	87.201	77.896	85.779	83.626	83.209	83.736	83.071
abr-16	109.157	110.175	112.608	107.601	110.128	109.899	110.084	116.816
may-16	284.361	275.497	261.957	275.245	270.900	270.502	270.614	274.474
jun-16	458.764	448.321	429.591	443.066	440.326	439.212	438.997	452.740
jul-16	631.528	600.889	569.581	593.892	588.121	586.465	586.710	604.685
ago-16	651.790	681.228	656.040	648.690	661.986	657.566	656.657	684.029
sep-16	469.617	458.176	438.994	439.224	445.465	442.767	444.042	461.021
oct-16	214.394	200.847	192.607	196.120	196.525	195.758	196.249	201.042
nov-16	70.222	61.804	59.194	61.027	60.675	60.515	60.926	61.619
dic-16	67.554	68.073	65.008	65.367	66.149	65.755	65.963	67.564
RMSE 3 m.		6744,59	12132,28	7417,20	8726,76	8954,27	8750,56	8311,73
RMSE 6 m.		7361,33	17351,91	9101,31	11184,77	11657,94	11621,00	8164,51
RMSE 12 m.		14480,02	24499,13	16507,73	17641,10	18360,26	18062,16	14393,49
MAPE 3 m.		8,877%	14,765%	9,320%	10,987%	11,198%	11,087%	9,600%
MAPE 6 m.		5,493%	10,283%	6,002%	7,101%	7,235%	7,209%	6,768%
MAPE 12 m.		5,320%	9,026%	6,148%	6,683%	6,861%	6,717%	5,844%
MAE 3 m.		6380,03	11036,57	6843,07	8086,56	8266,61	8134,58	7323,51
MAE 6 m.		6577,61	14689,74	7816,54	9521,77	9825,54	9807,41	7590,07
MAE 12 m.		11122,32	18359,83	12306,94	13642,26	13898,70	13594,75	11265,36
U-Theil 3 m.		0,048	0,090	0,053	0,063	0,065	0,063	0,060
U-Theil 6 m.		0,016	0,039	0,020	0,025	0,026	0,026	0,018
U-Theil 12 m.		0,021	0,037	0,024	0,026	0,027	0,027	0,021

Murcia (MJV)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	19.523	19.049	18.510	18.515	18.691	18.608	18.688	18.268
feb-16	19.467	18.623	18.266	18.855	18.582	18.565	18.557	18.537
mar-16	50.961	29.299	28.735	30.859	29.631	29.682	29.823	30.307
abr-16	117.862	64.732	101.027	94.549	86.769	91.957	89.536	95.345
may-16	129.321	75.430	118.859	121.094	105.128	111.983	108.859	120.655
jun-16	132.452	83.899	131.591	132.132	115.874	123.278	120.387	139.989
jul-16	149.948	93.071	146.251	148.064	129.129	137.463	134.620	158.526
ago-16	144.710	91.517	143.959	140.529	125.335	133.216	131.343	158.237
sep-16	134.076	81.581	128.306	125.651	111.846	118.894	116.834	142.585
oct-16	116.102	68.220	106.817	106.973	94.003	99.977	98.602	119.617
nov-16	44.096	14.943	23.490	23.648	20.694	22.025	23.141	22.167
dic-16	37.295	10.688	16.603	16.329	14.540	15.436	15.890	13.890
RMSE 3 m.		12518,88	12864,13	11625,61	12334,69	12307,89	12224,60	11958,49
RMSE 6 m.		37759,34	12179,61	13017,66	19507,87	15865,43	17392,15	13341,19
RMSE 12 m.		42056,87	12505,11	13069,71	20696,51	16466,41	17628,95	14253,41
MAPE 3 m.		16,423%	18,323%	15,917%	16,888%	17,025%	16,809%	17,245%
MAPE 6 m.		28,780%	12,999%	12,356%	18,045%	15,565%	16,565%	13,872%
MAPE 12 m.		38,768%	16,291%	16,251%	23,770%	20,294%	20,975%	18,347%
MAE 3 m.		7659,92	8146,49	7240,41	7682,27	7698,69	7627,29	7612,89
MAE 6 m.		29758,98	8766,20	8930,32	15818,50	12585,45	13955,72	10259,73
MAE 12 m.		37063,42	9449,74	9884,58	18799,25	14560,72	15794,26	11751,75
U-Theil 3 m.		0,222	0,230	0,204	0,219	0,218	0,217	0,212
U-Theil 6 m.		0,255	0,069	0,074	0,116	0,092	0,102	0,074
U-Theil 12 m.		0,252	0,062	0,065	0,109	0,084	0,091	0,068

Asturias (OVD)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	70.569	70.841	72.147	74.344	72.444	72.842	72.276	69.829
feb-16	71.066	71.813	74.682	79.273	75.256	76.112	74.734	71.781
mar-16	96.612	93.622	95.923	102.061	97.202	98.084	98.420	93.500
abr-16	101.179	97.669	98.899	98.658	98.409	98.599	98.754	98.922
may-16	110.171	96.907	98.215	104.883	100.002	100.757	101.481	99.240
jun-16	121.538	111.529	112.312	115.491	113.111	113.498	113.555	114.066
jul-16	142.235	130.141	129.512	132.148	130.600	130.704	130.636	132.924
ago-16	141.872	127.312	126.574	124.605	126.164	125.881	126.045	129.509
sep-16	125.426	114.052	115.055	117.495	115.534	115.900	115.942	116.566
oct-16	104.020	93.257	95.966	102.012	97.078	98.023	98.963	95.799
nov-16	94.950	79.822	83.277	87.637	83.579	84.516	83.450	82.774
dic-16	98.523	89.649	88.719	89.182	89.183	89.062	89.059	91.923
RMSE 3 m.		1786,10	2312,57	6091,03	2672,27	3306,24	2558,53	1892,20
RMSE 6 m.		7047,66	6445,91	5510,44	5824,30	5667,24	5240,28	5644,18
RMSE 12 m.		10037,88	9354,07	8112,36	8889,21	8691,38	8598,17	8002,92
MAPE 3 m.		1,511%	2,679%	7,513%	3,055%	3,948%	3,151%	1,758%
MAPE 6 m.		4,713%	4,789%	5,801%	4,678%	4,926%	4,384%	3,929%
MAPE 12 m.		7,616%	7,226%	6,625%	6,945%	6,907%	6,646%	6,110%
MAE 3 m.		1336,43	1961,24	5810,44	2218,51	2930,37	2394,40	1522,19
MAE 6 m.		5132,10	4890,87	5214,64	4670,44	4804,14	4380,18	4204,33
MAE 12 m.		8632,20	8105,60	7102,81	7742,49	7647,12	7434,38	6896,34
U-Theil 3 m.		0,011	0,014	0,037	0,016	0,020	0,016	0,012
U-Theil 6 m.		0,037	0,034	0,028	0,031	0,030	0,027	0,030
U-Theil 12 m.		0,048	0,045	0,038	0,042	0,041	0,041	0,038

Palma de Mallorca (PMI)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	613.392	611.353	590.918	607.642	603.304	597.634	600.538	612.694
feb-16	708.772	669.391	647.765	682.849	666.669	659.533	675.663	684.720
mar-16	1.199.055	1.010.775	980.774	1.076.804	1.022.784	1.009.797	1.030.675	1.053.304
abr-16	1.801.382	1.883.678	1.781.751	1.772.183	1.812.537	1.790.320	1.815.798	1.874.368
may-16	2.922.739	2.794.911	2.678.565	2.855.364	2.776.280	2.738.674	2.812.110	2.849.861
jun-16	3.358.947	3.251.903	3.101.740	3.264.902	3.206.182	3.161.887	3.189.132	3.351.928
jul-16	3.950.707	3.834.995	3.564.246	3.776.215	3.725.152	3.650.651	3.685.328	3.864.792
ago-16	3.980.429	3.982.190	3.877.638	3.959.350	3.939.726	3.910.966	3.922.660	4.150.637
sep-16	3.405.688	3.346.792	3.187.650	3.280.961	3.271.801	3.230.051	3.238.404	3.432.465
oct-16	2.772.902	2.575.315	2.430.754	2.534.948	2.513.672	2.474.480	2.552.281	2.592.494
nov-16	809.022	811.205	779.828	820.622	803.885	794.192	805.517	833.450
dic-16	721.192	734.520	691.254	713.824	713.199	702.031	721.678	731.086
RMSE 3 m.		111062,15	131496,15	72227,22	104794,80	113271,71	99353,50	85288,61
RMSE 6 m.		109221,15	172257,20	70577,05	113913,54	136214,36	108702,23	73609,17
RMSE 12 m.		103142,23	205001,50	105335,20	134041,49	164993,90	135809,40	92565,61
MAPE 3 m.		7,197%	10,159%	4,930%	7,429%	8,433%	6,937%	5,221%
MAPE 6 m.		5,620%	7,930%	3,586%	5,411%	6,346%	5,075%	3,736%
MAPE 12 m.		3,972%	7,204%	3,430%	4,518%	5,652%	4,332%	3,379%
MAE 3 m.		76566,45	100587,59	51307,86	76153,96	84751,66	71447,75	56833,96
MAE 6 m.		91144,63	137129,09	57423,68	89806,93	107740,22	84867,17	53897,52
MAE 12 m.		78027,91	160945,37	76813,46	100945,45	127000,79	102020,55	68417,91
U-Theil 3 m.		0,067	0,080	0,043	0,063	0,068	0,059	0,051
U-Theil 6 m.		0,027	0,044	0,017	0,028	0,034	0,027	0,018
U-Theil 12 m.		0,021	0,042	0,021	0,027	0,033	0,027	0,018

Reus (Reu)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	5.018	7.666	5.663	5.665	6.331	5.756	6.499	4.173
feb-16	5.050	7.409	7.195	7.573	7.392	7.299	7.389	1.310
mar-16	10.083	10.646	16.087	18.198	14.977	16.361	13.941	960
abr-16	26.948	31.554	33.088	31.895	32.179	32.721	32.211	19.997
may-16	89.627	87.095	74.797	90.197	84.030	79.194	82.360	78.771
jun-16	134.510	124.664	95.798	111.581	110.681	101.054	106.600	120.176
jul-16	166.798	136.426	105.555	126.299	122.760	112.137	116.430	127.100
ago-16	155.350	139.149	106.414	119.021	121.528	111.058	113.515	126.403
sep-16	124.941	114.854	88.578	98.304	100.578	92.208	93.944	101.182
oct-16	73.894	64.916	55.719	65.959	62.198	58.689	60.992	47.285
nov-16	9.148	9.105	8.392	8.997	8.831	8.576	8.767	-6.422
dic-16	7.205	7.818	6.700	7.356	7.291	6.915	7.082	-7.281
RMSE 3 m.		2073,06	3699,60	4920,30	3222,80	3873,56	2741,68	5713,40
RMSE 6 m.		4786,29	17307,58	10191,11	10469,53	14756,38	12124,53	8846,41
RMSE 12 m.		11199,42	28278,67	19051,82	19303,24	25098,36	22906,60	19596,20
MAPE 3 m.		35,0%	38,3%	47,8%	40,36%	40,50%	38,03%	60,5%
MAPE 6 m.		22,0%	30,5%	29,9%	27,41%	29,91%	27,08%	38,3%
MAPE 12 m.		15,8%	26,7%	21,9%	21,05%	24,81%	22,31%	58,2%
MAE 3 m.		1856,58	2931,31	3761,44	2849,78	3088,23	2559,49	4569,27
MAE 6 m.		3758,83	11412,67	6621,60	7201,08	9821,11	8019,74	7641,41
MAE 12 m.		7403,92	19537,83	12619,29	13127,33	17223,32	15393,74	16243,02
U-Theil 3 m.		0,131	0,208	0,259	0,185	0,215	0,161	0,588
U-Theil 6 m.		0,037	0,145	0,080	0,083	0,121	0,098	0,070
U-Theil 12 m.		0,065	0,182	0,115	0,117	0,158	0,142	0,118

Santiago (SCQ)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	148.127	143.983	144.805	146.082	144.956	145.277	144.928	142.981
feb-16	152.777	146.830	146.528	148.590	147.316	147.515	147.383	141.932
mar-16	196.931	192.490	186.170	198.289	192.317	192.595	193.755	182.392
abr-16	206.066	200.961	207.520	201.789	203.423	203.990	204.320	209.122
may-16	228.836	209.701	203.281	216.119	209.700	210.049	209.673	209.500
jun-16	224.249	220.792	214.372	223.816	219.660	219.585	219.217	221.386
jul-16	261.147	263.117	253.027	267.695	261.280	261.139	260.863	261.547
ago-16	276.600	286.173	270.192	276.346	277.570	275.214	276.357	279.496
sep-16	241.701	240.697	231.802	236.756	236.418	235.298	235.612	239.082
oct-16	226.951	217.625	212.000	220.816	216.814	216.815	216.627	217.777
nov-16	169.289	165.069	170.259	169.662	168.330	169.270	169.422	169.275
dic-16	174.120	174.543	177.619	178.438	176.867	177.571	177.864	177.158
RMSE 3 m.		4908,06	7435,90	2802,10	4515,45	4266,76	4058,78	10885,30
RMSE 6 m.		8910,92	12373,35	5827,64	8711,93	8501,32	8612,29	11157,06
RMSE 12 m.		7516,22	10646,95	5224,79	7044,39	7018,98	7087,94	8444,33
MAPE 3 m.		2,982%	3,932%	1,604%	2,686%	2,523%	2,434%	5,985%
MAPE 6 m.		3,554%	4,679%	2,106%	3,292%	3,145%	3,128%	4,861%
MAPE 12 m.		2,734%	3,897%	1,890%	2,412%	2,373%	2,355%	3,104%
MAE 3 m.		4844,16	6777,28	2530,01	4415,35	4149,50	3923,25	10176,61
MAE 6 m.		7038,26	9536,33	4169,62	6602,23	6329,32	6285,23	9297,45
MAE 12 m.		5728,85	8422,04	3965,88	4986,83	4948,17	4877,31	6160,39
U-Theil 3 m.		0,015	0,023	0,008	0,014	0,013	0,012	0,034
U-Theil 6 m.		0,023	0,032	0,015	0,023	0,022	0,022	0,029
U-Theil 12 m.		0,018	0,025	0,012	0,017	0,017	0,017	0,020

Sevilla (SVQ)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	286.343	286.714	280.384	283.696	283.598	283.047	283.378	283.146
feb-16	309.835	314.356	297.809	302.906	305.024	303.749	303.040	301.992
mar-16	379.494	397.337	382.635	393.962	391.311	389.864	390.194	389.697
abr-16	424.975	447.180	443.844	434.079	441.701	441.942	442.070	445.716
may-16	438.554	464.996	448.580	454.287	455.955	454.659	455.649	462.298
jun-16	407.083	426.648	415.864	414.596	419.036	418.416	419.179	427.191
jul-16	409.914	448.576	434.924	440.025	441.175	440.081	440.040	451.579
ago-16	417.148	453.970	445.781	439.929	446.560	446.315	445.911	458.954
sep-16	417.825	448.273	436.297	429.684	438.085	437.637	438.114	448.853
oct-16	424.025	440.785	430.903	426.685	432.791	432.364	432.622	442.457
nov-16	351.858	348.474	343.759	336.717	342.983	343.012	343.048	347.715
dic-16	340.677	346.545	338.292	332.713	339.183	338.922	338.645	343.345
RMSE 3 m.		10629,23	7958,06	9386,61	7534,90	7198,37	7515,89	7656,00
RMSE 6 m.		17860,48	10982,27	10417,88	12218,40	11769,62	12249,19	16197,46
RMSE 12 m.		22395,06	14801,01	14483,34	16599,04	16164,07	16336,03	23066,15
MAPE 3 m.		2,097%	2,263%	2,324%	1,875%	1,949%	2,016%	2,112%
MAPE 6 m.		3,725%	2,612%	2,425%	2,744%	2,716%	2,823%	3,595%
MAPE 12 m.		4,544%	3,140%	3,122%	3,418%	3,366%	3,431%	4,624%
MAE 3 m.		7578,3	7041,9	8014,5	6457,7	6584,2	6820,3	7081,1
MAE 6 m.		15157,9	9800,3	9398,9	10908,8	10693,0	11124,5	14306,1
MAE 12 m.		18574,2	12356,6	12242,4	13793,3	13520,4	13780,2	18798,2
U-Theil 3 m.		0,016	0,012	0,014	0,011	0,011	0,011	0,012
U-Theil 6 m.		0,023	0,014	0,014	0,016	0,015	0,016	0,021
U-Theil 12 m.		0,028	0,019	0,019	0,021	0,021	0,021	0,029

Tenerife Norte (TFN)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	303.467	287.947	286.587	290.272	288.268	288.258	288.337	288.845
feb-16	303.532	285.776	274.705	280.787	280.423	279.567	278.543	279.721
mar-16	358.539	326.905	316.831	331.165	324.967	324.473	328.101	322.998
abr-16	321.958	314.669	324.757	320.609	320.011	320.836	321.102	325.473
may-16	376.395	328.497	327.696	339.193	331.795	332.091	332.888	332.704
jun-16	361.065	339.311	340.137	345.324	341.590	341.836	341.923	344.451
jul-16	381.431	380.511	379.116	386.802	382.143	382.258	382.203	386.441
ago-16	402.424	398.938	401.168	395.896	398.667	398.709	398.651	412.886
sep-16	362.241	344.947	346.073	344.795	345.272	345.338	345.304	353.697
oct-16	364.800	340.381	342.155	347.240	343.259	343.591	343.830	351.224
nov-16	331.927	305.477	308.778	307.938	307.398	307.684	307.580	317.693
dic-16	339.455	337.163	339.173	337.063	337.800	337.922	337.913	351.909
RMSE 3 m.		22780,47	30851,72	21914,98	25113,84	25600,34	24357,27	26102,09
RMSE 6 m.		27010,72	30748,72	22636,11	26659,23	26770,65	25948,13	26587,05
RMSE 12 m.		22343,32	24134,98	19016,95	21670,47	21679,63	21166,79	20393,62
MAPE 3 m.		6,596%	8,897%	6,492%	7,328%	7,469%	7,236%	7,525%
MAPE 6 m.		6,800%	7,716%	5,690%	6,639%	6,642%	6,472%	6,646%
MAPE 12 m.		5,168%	5,412%	4,561%	4,952%	4,936%	4,849%	4,819%
MAE 3 m.		21636,61	29138,40	21104,86	23959,96	24413,32	23518,94	24658,22
MAE 6 m.		23641,94	26640,23	19601,08	22983,44	22982,48	22343,53	22965,81
MAE 12 m.		18059,32	18804,71	15907,67	17255,34	17193,71	16866,77	16839,56
U-Theil 3 m.		0,037	0,050	0,035	0,040	0,041	0,039	0,042
U-Theil 6 m.		0,041	0,047	0,034	0,041	0,041	0,040	0,041
U-Theil 12 m.		0,033	0,035	0,028	0,032	0,032	0,031	0,029

Tenerife Sur (TFS)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	866.339	846.409	820.148	833.374	833.310	837.877	836.161	837.114
feb-16	851.338	827.512	786.956	806.967	807.145	814.165	816.038	803.305
mar-16	944.902	920.414	899.341	945.912	921.889	928.376	931.408	911.959
abr-16	851.204	776.454	774.701	755.565	768.907	767.640	768.813	736.158
may-16	709.158	646.562	636.522	658.643	647.242	650.328	651.390	616.004
jun-16	726.563	636.839	630.748	640.187	635.924	637.484	638.218	602.667
jul-16	861.563	751.606	717.628	736.664	735.300	741.359	741.756	689.125
ago-16	906.680	775.010	781.900	776.689	777.866	776.532	777.178	742.427
sep-16	806.105	699.778	689.761	689.349	692.963	694.276	693.879	659.961
oct-16	927.286	859.313	834.030	844.481	845.941	850.159	849.114	817.966
nov-16	916.459	859.630	861.204	869.548	863.461	863.904	863.889	862.013
dic-16	944.228	855.762	834.428	837.264	842.485	845.574	844.866	837.997
RMSE 3 m.		22836,62	52771,55	31919,33	34513,47	28664,98	27921,95	37622,91
RMSE 6 m.		56451,56	69118,03	60849,57	61094,57	58940,72	58122,16	83176,67
RMSE 12 m.		79335,54	92327,75	86044,40	85395,78	83256,86	83033,91	110220,50
MAPE 3 m.		2,564%	5,905%	3,041%	3,813%	3,134%	3,019%	4,167%
MAPE 6 m.		6,275%	8,356%	6,562%	7,052%	6,629%	6,507%	9,368%
MAPE 12 m.		8,419%	10,229%	9,005%	9,212%	8,871%	8,820%	11,787%
MAE 3 m.		22747,90	52044,80	26115,31	33411,66	27387,08	26324,05	36733,40
MAE 6 m.		49218,88	66848,14	51812,75	55847,75	52272,42	51246,00	73716,21
MAE 12 m.		71377,86	87038,24	76600,09	78282,65	75345,94	74926,25	99594,19
U-Theil 3 m.		0,013	0,031	0,018	0,020	0,016	0,016	0,022
U-Theil 6 m.		0,035	0,043	0,038	0,038	0,037	0,036	0,052
U-Theil 12 m.		0,048	0,056	0,052	0,052	0,050	0,050	0,068

Valencia (VLC)

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	306.671	304.000	300.784	302.775	302.520	302.223	302.494	304.176
feb-16	327.521	308.985	309.230	314.196	310.804	310.136	310.435	314.963
mar-16	421.107	413.131	400.258	412.115	408.501	406.789	408.750	410.465
abr-16	467.318	475.629	479.738	462.972	472.780	475.079	474.489	487.523
may-16	513.807	486.414	472.892	474.880	478.062	477.677	478.201	492.911
jun-16	533.908	517.909	506.560	498.393	507.621	508.625	508.748	522.437
jul-16	626.923	598.142	582.148	578.854	586.381	586.688	587.269	603.909
ago-16	679.105	645.756	633.978	613.855	631.196	633.811	632.573	650.769
sep-16	564.768	535.247	525.804	512.318	524.456	526.195	526.062	542.673
oct-16	537.346	502.575	495.112	483.953	493.880	495.322	494.978	509.508
nov-16	403.920	368.309	368.004	357.936	364.750	366.106	365.142	372.203
dic-16	400.671	353.512	350.133	342.331	348.659	349.683	348.343	356.771
RMSE 3 m.		11752,19	16369,55	9549,66	12323,47	13254,29	12410,78	9611,99
RMSE 6 m.		15757,21	23734,93	22616,80	20224,37	20541,98	20059,41	14454,94
RMSE 12 m.		27390,55	34841,49	41590,44	34335,25	33523,26	33772,47	23774,28
MAPE 3 m.		2,808%	4,152%	2,491%	3,150%	3,386%	3,171%	2,392%
MAPE 6 m.		3,088%	4,700%	3,772%	3,750%	3,931%	3,782%	2,952%
MAPE 12 m.		5,026%	6,521%	7,090%	6,161%	6,118%	6,105%	4,455%
MAE 3 m.		9727,67	15008,99	8737,58	11158,08	12050,28	11206,77	8564,92
MAE 6 m.		13480,95	20951,66	17500,19	16828,02	17554,00	16926,07	13044,60
MAE 12 m.		24173,21	31938,53	35707,23	30364,87	30020,90	29993,39	21263,99
U-Theil 3 m.		0,017	0,024	0,014	0,018	0,019	0,018	0,014
U-Theil 6 m.		0,018	0,028	0,026	0,024	0,024	0,023	0,017
U-Theil 12 m.		0,028	0,036	0,044	0,036	0,035	0,035	0,024

Pasajeros comerciales resto

	Datos históricos	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-16	471.399	439.294	439.701	443.215	440.737	440.373	441.146	439.693
feb-16	509.124	484.209	457.748	462.195	468.051	467.725	466.088	463.799
mar-16	647.507	588.873	571.053	584.037	581.321	580.075	580.194	580.940
abr-16	688.358	649.984	643.983	634.913	642.960	643.923	643.184	642.781
may-16	750.824	688.456	666.835	677.901	677.731	676.700	676.873	674.499
jun-16	759.596	718.710	699.522	700.638	706.290	706.271	707.422	697.778
jul-16	844.463	813.453	790.411	799.097	800.987	800.209	800.770	793.959
ago-16	824.627	805.731	782.874	773.414	787.340	788.427	788.811	773.557
sep-16	790.363	752.894	728.470	722.304	734.556	735.312	736.005	728.234
oct-16	741.643	704.206	689.821	687.627	693.884	694.182	694.070	695.722
nov-16	581.490	522.351	514.550	508.926	515.276	515.893	516.214	518.908
dic-16	551.414	511.804	501.955	497.313	503.691	504.217	504.033	507.188
RMSE 3 m.		41188,23	56242,01	48390,74	48331,31	49070,02	49323,51	49969,19
RMSE 6 m.		44950,85	60720,15	55789,95	53623,51	54061,70	54052,32	56590,58
RMSE 12 m.		42144,48	57900,77	57080,45	52114,04	52136,54	51998,17	54935,56
MAPE 3 m.		6,920%	9,541%	8,333%	8,265%	8,376%	8,422%	8,636%
MAPE 6 m.		6,671%	9,027%	8,373%	8,024%	8,079%	8,091%	8,472%
MAPE 12 m.		6,094%	8,411%	8,334%	7,613%	7,609%	7,598%	7,987%
MAE 3 m.		38551,32	53176,14	46193,94	45973,80	46619,06	46867,40	47865,99
MAE 6 m.		42880,45	57994,33	53984,57	51619,78	51956,91	51983,40	54552,97
MAE 12 m.		40070,19	56157,10	55768,84	50665,38	50625,21	50499,80	53645,85
U-Theil 3 m.		0,039	0,054	0,046	0,046	0,047	0,047	0,048
U-Theil 6 m.		0,036	0,049	0,045	0,043	0,044	0,044	0,046
U-Theil 12 m.		0,031	0,044	0,043	0,039	0,039	0,039	0,041

Lanzarote (ACE)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	544.663	534.466	541.308	540.146	540.282	542.202	554.476
feb-17	524.178	524.804	535.148	528.043	529.054	528.703	541.514
mar-17	591.487	613.550	612.924	605.987	607.033	607.364	624.228
abr-17	642.846	593.133	599.327	611.769	609.864	602.672	626.340
may-17	566.702	557.074	573.792	565.856	566.956	567.563	596.361
jun-17	594.633	581.408	595.549	590.530	591.205	591.017	616.735
jul-17	706.656	683.155	687.265	692.359	691.570	694.153	716.886
ago-17	731.238	728.217	728.702	729.386	729.280	729.729	749.270
sep-17	632.505	616.190	622.520	623.738	623.520	623.419	646.936
oct-17	675.883	659.410	671.776	669.023	669.368	669.840	698.395
nov-17	597.611	589.057	598.645	595.104	595.583	594.637	615.221
dic-17	597.018	573.013	578.335	582.789	582.090	582.507	609.601

Málaga (AGP)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	862.698	850.035	852.118	854.950	858.337	856.741	869.578
feb-17	914.625	897.314	908.563	906.834	910.373	909.389	914.808
mar-17	1.234.705	1.206.148	1.203.667	1.214.840	1.223.410	1.216.220	1.241.224
abr-17	1.833.091	1.625.637	1.666.913	1.708.547	1.763.101	1.725.451	1.745.285
may-17	1.920.535	1.819.745	1.848.910	1.863.064	1.888.385	1.876.590	1.886.743
jun-17	2.011.829	1.880.161	1.920.366	1.937.452	1.970.258	1.951.749	1.966.878
jul-17	2.346.040	2.181.809	2.198.288	2.242.046	2.287.337	2.267.737	2.276.891
ago-17	2.325.835	2.179.868	2.211.599	2.239.101	2.277.137	2.248.343	2.283.247
sep-17	2.141.617	1.979.046	2.014.622	2.045.095	2.087.427	2.060.352	2.072.075
oct-17	2.016.028	1.869.641	1.897.652	1.927.774	1.966.414	1.940.960	1.957.875
nov-17	1.144.030	1.048.048	1.074.014	1.088.697	1.113.046	1.092.714	1.122.514
dic-17	1.093.945	988.934	1.000.519	1.027.799	1.056.623	1.037.651	1.058.574

Alicante (ALC)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	673.243	677.090	676.547	675.627	675.111	675.166	681.381
feb-17	684.513	696.496	697.766	692.925	691.355	691.177	698.572
mar-17	902.865	935.676	926.062	921.534	917.076	917.962	907.769
abr-17	1.251.777	1.203.276	1.204.896	1.219.983	1.226.419	1.220.084	1.241.713
may-17	1.317.551	1.331.286	1.327.647	1.325.495	1.323.633	1.326.114	1.342.519
jun-17	1.435.701	1.437.305	1.440.378	1.437.795	1.437.620	1.437.519	1.454.479
jul-17	1.692.965	1.687.341	1.674.978	1.685.095	1.685.688	1.683.660	1.704.330
ago-17	1.673.263	1.677.087	1.670.777	1.673.709	1.673.126	1.674.245	1.697.306
sep-17	1.496.161	1.490.525	1.490.344	1.492.343	1.493.087	1.493.114	1.513.829
oct-17	1.397.849	1.392.978	1.393.326	1.394.718	1.395.366	1.395.308	1.416.327
nov-17	879.802	872.889	880.190	877.627	878.630	878.233	900.798
dic-17	806.812	794.295	794.311	798.473	800.129	800.384	811.383

Barcelona (BCN)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	2.840.102	2.823.264	2.814.064	2.825.810	2.826.822	2.825.791	2.774.989
feb-17	2.963.485	2.922.890	2.921.988	2.936.121	2.938.770	2.935.850	2.872.087
mar-17	3.636.190	3.659.908	3.632.358	3.642.819	3.640.996	3.639.910	3.544.135
abr-17	4.247.748	4.123.483	4.123.904	4.165.045	4.173.183	4.163.162	4.134.808
may-17	4.593.311	4.531.917	4.531.784	4.552.337	4.556.355	4.554.590	4.436.171
jun-17	4.817.109	4.772.253	4.777.794	4.789.052	4.792.043	4.792.371	4.664.638
jul-17	5.351.220	5.296.131	5.267.859	5.305.070	5.308.399	5.307.868	5.168.212
ago-17	5.444.638	5.397.098	5.377.010	5.406.249	5.409.164	5.394.159	5.246.381
sep-17	5.001.579	4.956.615	4.939.430	4.965.875	4.968.650	4.971.383	4.835.857
oct-17	4.577.857	4.500.492	4.491.784	4.523.378	4.528.357	4.527.211	4.406.183
nov-17	3.473.988	3.415.240	3.419.264	3.436.164	3.440.049	3.439.635	3.347.203
dic-17	3.377.989	3.316.777	3.297.147	3.330.638	3.334.452	3.332.758	3.277.963

Bilbao (BIO)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	275.979	277.901	276.249	276.710	276.624	276.816	280.269
feb-17	292.716	302.136	301.659	298.837	298.871	298.888	300.497
mar-17	365.501	373.840	372.428	370.589	370.560	369.230	378.910
abr-17	419.686	405.741	403.006	409.478	409.222	410.347	430.519
may-17	421.813	415.159	420.780	419.251	419.542	419.594	435.268
jun-17	458.242	450.108	454.998	454.449	454.687	454.742	471.160
jul-17	523.185	510.931	511.731	515.282	515.249	515.513	540.127
ago-17	499.566	485.621	484.943	490.043	489.910	491.952	508.984
sep-17	463.621	459.192	458.283	460.365	460.282	460.655	480.372
oct-17	423.699	419.826	420.069	421.198	421.187	420.694	440.715
nov-17	354.923	354.793	349.699	353.138	352.833	353.323	369.100
dic-17	330.399	334.340	328.602	331.114	330.797	331.625	347.775

Fuerteventura (FUE)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	455.507	451.023	457.754	454.761	455.350	454.975	463.107
feb-17	446.002	442.074	452.937	447.004	447.138	447.099	460.298
mar-17	508.755	522.617	527.840	519.737	515.914	518.959	519.723
abr-17	534.671	503.204	511.544	516.473	523.599	516.348	504.249
may-17	457.400	447.361	464.516	456.426	457.584	458.453	472.569
jun-17	475.353	464.371	479.847	473.190	474.711	475.100	484.388
jul-17	574.625	557.318	569.200	567.048	570.406	571.508	571.648
ago-17	609.054	619.605	626.136	618.265	615.158	616.132	614.545
sep-17	522.875	513.002	524.420	520.099	521.658	519.008	518.571
oct-17	584.163	550.905	574.198	569.755	576.173	573.959	597.912
nov-17	509.164	492.254	506.386	502.601	505.688	504.254	518.304
dic-17	496.711	466.361	477.957	480.343	486.943	483.175	495.726

Girona (GRO)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	37.939	38.515	38.562	38.339	38.450	38.496	37.176
feb-17	41.561	41.762	41.875	41.733	41.783	41.757	40.212
mar-17	62.006	61.513	60.276	61.265	61.037	61.089	62.810
abr-17	116.200	114.987	117.541	116.243	116.303	116.363	140.099
may-17	146.557	144.291	144.115	144.988	144.551	145.220	169.173
jun-17	172.224	167.555	169.048	169.609	168.916	168.308	201.037
jul-17	218.927	212.346	210.952	214.075	212.710	212.640	255.504
ago-17	220.369	210.732	212.981	214.694	213.171	213.041	257.930
sep-17	171.516	164.078	165.666	167.087	165.895	165.654	195.078
oct-17	139.587	131.604	132.314	134.502	133.112	135.157	152.591
nov-17	43.118	40.275	40.854	41.416	40.957	41.780	37.716
dic-17	34.129	31.832	31.979	32.647	32.240	32.995	26.031

Ibiza (IBZ)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	137.688	141.326	136.515	138.510	138.097	137.914	136.112
feb-17	144.851	144.671	138.459	142.660	142.712	141.651	135.973
mar-17	202.117	217.956	200.066	206.713	204.901	201.214	206.189
abr-17	423.385	384.817	377.339	395.180	399.842	398.483	391.975
may-17	854.330	869.040	824.204	849.192	847.646	846.260	845.386
jun-17	1.201.776	1.199.048	1.150.106	1.183.643	1.184.209	1.182.180	1.179.827
jul-17	1.478.520	1.479.028	1.390.629	1.449.392	1.449.763	1.435.333	1.445.784
ago-17	1.565.283	1.557.402	1.494.207	1.538.964	1.540.217	1.526.222	1.546.881
sep-17	1.286.897	1.266.800	1.220.730	1.258.142	1.260.777	1.264.233	1.247.610
oct-17	725.507	732.816	697.604	718.642	717.938	718.778	626.370
nov-17	176.766	175.427	168.944	173.712	173.905	173.551	173.105
dic-17	172.853	169.493	161.596	167.981	168.422	165.565	165.462

Gran Canaria (LPA)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	1.119.364	1.115.162	1.127.321	1.120.616	1.120.973	1.121.708	1.149.650
feb-17	1.052.098	1.066.726	1.075.436	1.064.753	1.064.367	1.063.426	1.073.686
mar-17	1.144.784	1.197.515	1.186.566	1.176.288	1.174.183	1.166.377	1.171.957
abr-17	1.067.249	1.025.487	1.017.502	1.036.746	1.038.134	1.035.956	1.047.672
may-17	825.791	844.818	846.950	839.186	838.529	839.493	846.953
jun-17	846.200	851.892	858.141	852.078	851.975	852.233	859.205
jul-17	1.007.044	994.834	992.377	998.085	998.489	998.649	1.001.673
ago-17	1.012.915	1.029.778	1.024.480	1.022.391	1.021.687	1.022.771	1.037.290
sep-17	914.496	911.245	910.013	911.918	912.016	911.968	909.293
oct-17	1.085.971	1.085.338	1.093.113	1.088.141	1.088.294	1.088.304	1.105.857
nov-17	1.143.695	1.152.843	1.158.919	1.151.819	1.151.588	1.149.724	1.149.747
dic-17	1.211.911	1.177.381	1.189.265	1.192.853	1.194.310	1.195.195	1.217.182

Madrid (MAD)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	3.834.477	3.784.952	3.825.091	3.814.840	3.820.053	3.816.381	3.812.506
feb-17	3.612.427	3.655.404	3.693.219	3.653.683	3.642.174	3.646.813	3.671.786
mar-17	4.262.801	4.319.860	4.385.219	4.322.627	4.305.889	4.298.309	4.274.394
abr-17	4.550.434	4.469.927	4.564.750	4.528.370	4.534.001	4.544.126	4.494.584
may-17	4.720.777	4.650.973	4.795.792	4.722.514	4.721.376	4.751.350	4.686.666
jun-17	4.886.962	4.822.192	4.958.790	4.889.315	4.888.045	4.872.627	4.835.804
jul-17	5.419.154	5.337.003	5.458.764	5.404.974	5.408.315	5.434.947	5.344.295
ago-17	5.305.536	5.224.308	5.342.313	5.290.719	5.294.252	5.277.416	5.232.231
sep-17	5.096.313	4.998.011	5.101.073	5.065.132	5.073.230	5.069.563	5.062.244
oct-17	4.979.855	4.864.349	4.980.305	4.941.503	4.951.513	4.957.462	4.951.286
nov-17	4.311.514	4.202.454	4.271.152	4.261.707	4.275.080	4.259.013	4.326.008
dic-17	4.378.145	4.230.276	4.281.962	4.296.794	4.318.913	4.302.506	4.395.053

Menorca (MAH)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	59.401	59.376	57.942	58.906	58.867	58.796	60.521
feb-17	71.118	70.643	69.761	70.507	70.547	70.502	70.253
mar-17	96.430	105.311	98.493	100.078	98.644	98.793	104.557
abr-17	135.797	120.788	123.944	126.843	129.018	129.115	119.997
may-17	319.116	315.204	309.078	314.466	314.826	314.249	309.294
jun-17	515.043	506.418	504.097	508.519	509.646	509.417	505.759
jul-17	709.180	699.569	677.799	695.516	696.199	695.251	699.373
ago-17	732.074	717.604	714.269	721.316	723.223	716.178	718.867
sep-17	527.551	520.378	521.569	523.166	524.196	524.048	521.925
oct-17	240.880	236.044	232.423	236.449	237.012	236.814	235.741
nov-17	78.909	77.164	77.182	77.752	77.994	77.820	83.348
dic-17	75.923	74.593	73.634	74.717	74.872	74.962	71.991

Murcia (MJV)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	41.253	39.703	39.996	40.317	39.905	40.482	37.505
feb-17	40.075	38.894	39.605	39.525	39.269	39.620	37.075
mar-17	105.830	74.930	74.209	84.990	75.971	84.837	74.765
abr-17	247.491	197.446	204.453	216.463	202.849	206.112	158.874
may-17	272.777	219.769	224.427	238.991	224.235	223.590	171.508
jun-17	274.470	230.995	237.666	247.711	235.954	234.339	180.950
jul-17	316.402	259.405	260.622	278.810	262.483	260.170	203.675
ago-17	301.077	251.247	254.578	268.967	254.969	253.069	199.286
sep-17	283.319	229.870	236.606	249.932	235.301	234.145	182.423
oct-17	242.621	196.898	199.009	212.843	199.883	199.510	156.861
nov-17	93.514	62.598	64.294	73.469	64.739	70.937	39.339
dic-17	78.515	50.477	50.907	59.966	51.914	58.355	31.204

Asturias (OVD)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	80.744	82.171	82.168	81.694	81.782	81.460	83.408
feb-17	81.740	84.064	84.538	83.447	83.630	82.950	83.967
mar-17	108.429	109.401	108.972	108.934	108.959	108.975	109.320
abr-17	113.283	113.842	113.538	113.554	113.563	113.595	121.063
may-17	117.059	116.553	117.186	116.933	116.954	116.969	122.890
jun-17	132.296	131.279	131.616	131.730	131.695	131.699	137.958
jul-17	154.607	152.657	151.615	152.960	152.753	152.892	160.807
ago-17	152.549	149.254	147.933	149.912	149.600	150.036	157.530
sep-17	136.114	135.321	134.534	135.323	135.209	135.235	142.180
oct-17	112.169	111.880	111.880	111.976	111.958	111.934	117.868
nov-17	98.850	98.424	98.079	98.451	98.396	98.370	103.302
dic-17	107.184	104.611	103.231	105.008	104.736	105.050	111.594

Palma de Mallorca (PMI)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	650.656	661.840	651.579	654.692	652.336	651.473	655.969
feb-17	758.852	748.571	745.937	751.120	752.078	751.203	746.149
mar-17	1.281.950	1.268.609	1.220.611	1.257.056	1.253.835	1.252.527	1.124.348
abr-17	1.936.733	1.918.061	1.969.347	1.941.381	1.948.733	1.942.418	2.079.051
may-17	3.107.557	3.115.150	3.093.480	3.105.395	3.102.324	3.101.900	3.205.152
jun-17	3.595.122	3.571.505	3.583.952	3.583.526	3.587.577	3.587.335	3.720.444
jul-17	4.232.856	4.209.201	4.142.524	4.194.861	4.190.993	4.192.125	4.347.731
ago-17	4.266.475	4.225.886	4.238.595	4.243.652	4.249.745	4.252.273	4.469.372
sep-17	3.676.991	3.629.185	3.662.721	3.656.299	3.665.334	3.664.692	3.802.935
oct-17	2.956.419	2.943.911	2.929.233	2.943.188	2.943.203	2.943.632	3.014.103
nov-17	867.739	857.960	863.390	863.030	864.735	865.173	904.884
dic-17	779.811	766.960	764.924	770.565	771.888	771.405	803.476

Reus (Reu)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	4.970	5.575	5.807	5.450	5.225	5.652	5.777
feb-17	5.092	6.519	7.238	6.283	5.734	6.267	5.607
mar-17	10.381	13.422	15.006	12.936	11.762	12.188	10.674
abr-17	28.341	30.855	33.528	30.908	29.796	30.862	36.443
may-17	96.288	76.310	87.325	86.641	92.141	91.516	105.662
jun-17	147.619	100.044	113.224	120.296	134.742	127.701	153.851
jul-17	186.997	113.513	124.779	141.763	165.015	149.056	180.073
ago-17	177.913	112.189	122.827	137.643	158.382	146.436	173.443
sep-17	146.170	93.084	103.607	114.287	130.838	121.873	141.328
oct-17	88.311	58.432	65.068	70.604	79.846	73.708	80.957
nov-17	11.168	8.949	9.265	9.794	10.499	10.207	8.662
dic-17	8.986	7.261	7.471	7.906	8.457	7.729	6.392

Santiago (SCQ)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	154.625	155.584	154.673	154.961	154.787	154.962	156.306
feb-17	150.497	158.684	157.775	155.652	155.862	155.797	154.879
mar-17	187.321	201.052	198.629	195.667	195.798	193.977	195.686
abr-17	237.018	219.637	218.063	224.906	223.595	222.976	228.584
may-17	230.402	220.856	227.479	226.246	227.373	227.007	227.348
jun-17	236.146	228.865	235.057	233.356	234.497	235.199	235.429
jul-17	279.354	269.518	273.376	274.083	274.512	275.462	278.246
ago-17	300.729	284.615	287.445	290.930	290.773	288.525	292.258
sep-17	256.491	247.337	250.727	251.518	251.869	253.235	255.328
oct-17	235.854	226.504	229.944	230.767	231.120	231.545	234.585
nov-17	177.661	181.223	178.821	179.235	178.831	179.929	182.134
dic-17	185.936	188.819	185.641	186.798	186.167	186.750	193.662

Sevilla (SVQ)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	307.347	308.355	305.797	307.166	307.101	306.784	310.070
feb-17	320.522	328.672	328.165	325.786	327.024	324.792	328.934
mar-17	403.698	411.151	411.111	408.654	409.822	409.619	409.461
abr-17	483.843	472.815	467.433	474.697	472.491	472.960	486.720
may-17	485.208	483.126	479.785	482.706	482.086	482.196	488.170
jun-17	448.101	445.281	441.944	445.108	444.373	444.159	447.614
jul-17	460.828	461.363	459.901	460.697	460.653	460.716	461.136
ago-17	468.264	467.027	466.086	467.126	466.849	466.954	465.518
sep-17	465.877	465.812	458.662	463.450	462.814	462.605	467.305
oct-17	465.257	460.479	454.395	460.044	458.759	457.889	467.402
nov-17	377.418	372.123	365.866	371.802	370.422	373.885	378.361
dic-17	370.342	366.557	359.026	365.308	364.054	366.361	373.226

Tenerife Norte (TFN)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	310.203	311.779	309.094	310.359	310.147	310.254	322.406
feb-17	295.522	304.389	303.255	301.055	301.166	300.405	312.394
mar-17	339.506	349.999	348.046	345.850	345.925	345.490	360.280
abr-17	353.780	351.179	349.618	351.526	351.317	350.621	356.023
may-17	363.709	363.288	369.377	365.458	366.014	365.767	379.326
jun-17	366.698	367.518	372.657	368.958	369.456	369.296	374.130
jul-17	402.433	404.694	406.613	404.580	404.814	403.761	404.310
ago-17	422.459	418.049	417.879	419.463	419.339	419.758	428.705
sep-17	370.572	371.720	372.060	371.451	371.510	371.455	380.013
oct-17	368.011	371.323	373.209	370.848	371.104	371.102	380.518
nov-17	332.499	336.424	332.304	333.742	333.455	333.814	350.088
dic-17	357.097	362.114	355.996	358.402	357.956	359.322	374.076

Tenerife Sur (TFS)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	963.452	973.836	969.932	969.073	968.542	967.849	977.760
feb-17	921.270	944.695	945.521	937.162	935.917	934.269	936.173
mar-17	1.030.147	1.057.601	1.043.051	1.043.600	1.042.216	1.039.677	1.037.226
abr-17	972.841	938.482	941.388	950.904	952.710	951.807	1.007.829
may-17	765.887	776.823	778.271	773.660	773.074	773.746	808.247
jun-17	781.334	781.543	785.678	782.852	782.820	782.915	835.426
jul-17	925.319	913.541	910.650	916.504	917.142	916.980	985.705
ago-17	965.017	969.766	969.376	968.053	967.803	968.089	1.046.901
sep-17	874.788	864.783	866.248	868.606	869.129	868.788	928.084
oct-17	1.010.507	1.010.618	1.010.211	1.010.445	1.010.442	1.010.441	1.046.743
nov-17	1.016.324	1.016.677	1.020.818	1.017.940	1.017.901	1.018.101	1.035.647
dic-17	1.044.930	1.024.073	1.020.559	1.029.854	1.030.977	1.030.781	1.058.895

Valencia (VLC)

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	371.664	371.816	369.105	370.862	371.169	370.755	374.284
feb-17	387.141	387.063	391.763	388.656	388.095	388.949	386.213
mar-17	485.598	495.476	500.785	493.953	491.784	493.364	492.009
abr-17	600.635	577.426	560.837	579.633	585.231	578.074	595.043
may-17	608.163	589.241	578.139	591.848	596.116	593.484	606.273
jun-17	640.090	620.424	605.665	622.060	626.889	625.875	636.616
jul-17	745.574	722.516	696.989	721.693	728.358	725.158	738.990
ago-17	806.287	776.914	750.379	777.860	785.621	783.755	786.571
sep-17	669.787	653.381	631.789	651.653	656.813	655.175	667.035
oct-17	632.957	610.117	590.694	611.256	617.143	614.200	627.790
nov-17	469.731	457.001	449.662	458.798	461.654	459.630	461.377
dic-17	458.270	443.439	432.367	444.692	448.327	445.606	451.928

Pasajeros comerciales resto

	Modelo ARIMA (TRAMO/SEATS)	Modelo ARIMAX (ISA)	Modelo ARIMAX (PIB_TUR)	Combinación Modelos (Tipo 1)	Combinación Modelos (Tipo 2)	Combinación Modelos (Tipo 3)	Modelos Cuotas
ene-17	512.990	505.343	502.295	506.876	508.228	506.677	511.885
feb-17	530.261	531.986	530.308	530.852	530.714	530.721	538.128
mar-17	672.951	662.643	657.345	664.313	666.219	664.619	669.240
abr-17	769.468	730.564	724.167	741.400	747.633	743.720	762.150
may-17	810.893	772.464	768.977	784.111	790.068	785.909	790.793
jun-17	827.696	793.726	789.218	803.547	808.913	806.109	806.526
jul-17	926.586	895.231	883.730	901.849	907.321	904.613	907.211
ago-17	910.620	875.784	865.479	883.961	889.865	889.594	879.967
sep-17	860.176	829.465	816.155	835.265	840.769	839.105	842.970
oct-17	812.888	777.510	769.159	786.519	792.366	789.223	798.161
nov-17	621.772	593.372	586.722	600.622	605.312	601.819	610.731
dic-17	594.687	575.270	564.998	578.318	581.929	579.814	592.658